

基于深度学习的变压器油中溶解气体故障诊断与寿命预测方法

鲁建军^{1*}, 谢芳¹

(1. 湖南城市学院, 中国益阳)

摘要: 变压器作为电力系统核心设备, 其运行可靠性直接关系电网安全。油中溶解气体分析 (DGA) 是早期故障诊断的关键手段, 但传统方法在多故障耦合、微弱特征识别及剩余寿命量化方面存在显著局限。本研究构建一种端到端深度学习框架, 融合图卷积网络与门控时序卷积, 实现从原始 DGA 数据到故障类型判别、严重程度分级及剩余寿命区间预测的联合建模。通过 217 台现场运行变压器三年实测数据验证, 故障分类准确率达 98.3%, 五级严重程度评估 Kappa 系数为 0.91, 寿命预测平均绝对误差控制在 4.2 个月以内。结果表明, 该方法显著提升诊断鲁棒性与预测可解释性, 为状态检修决策提供高置信度量化支撑。

关键词: 深度学习; 溶解气体; 故障诊断; 寿命预测

1. 引言

1.1 电力设备智能化运维的迫切需求

作为电力系统的核心枢纽设备, 油浸式变压器的运行可靠性直接决定区域电网的稳定性与韧性。其突发性绝缘击穿或绕组短路故障可能引发级联停电事故, 造成重大社会经济损失。传统基于固定周期的预防性检修模式难以捕捉早期劣化征兆, 已无法满足高渗透率新能源接入背景下电网对动态风险响应的严苛要求。因此, 向以实时状态感知为驱动、以数据深度挖掘为支撑的智能化运维范式演进, 已成为保障关键基础设施安全运行的必然路径 [1]。

1.2 DGA 技术的工程价值与现存瓶颈

油中溶解气体是变压器绝缘油在电、热应力作用下发生裂解反应的直接产物, 其组分浓度与比例构成反映内部故障类型与劣化程度的“化学指纹”。现有基于三比值法与 IEC 标准的诊断规则依赖经验性阈值划分故障区域, 对边界模糊样本缺乏判别鲁棒性; 面对复合故障时存在特征耦合干扰, 难以解耦多源气体贡献; 更关键的是, 其静态规则框架无法建模气体累积的时序演化规律, 导致对渐进性老化过程的敏感度严重不足 [2]。

1.3 本文研究目标与技术路径

本文确立三项递进式研究目标: 其一, 构建面向 DGA 多组分耦合特征的高鲁棒性多标签故障分类模型, 解决传统单标签范式对复合故障判别能力不足的问题; 其二, 设计可校准的故障严重程度连续评分体系, 突破离散等级划分导致的判别粒度粗化瓶颈; 其三, 建立以月为单位的剩余寿命概率区间预测框架, 实现不确定性量化输出。技术路径采用多模态深度学习架构, 融合图神经网络建模气体组分关联拓扑、时序卷积提取浓度演化模式, 并通过贝叶斯深度学习实现联合优化与不确定性传播 [3]。

2. 文献综述

2.1 传统 DGA 诊断方法演进脉络

传统 DGA 诊断方法历经经验规则法、统计学习模型至浅层神经网络三阶段演进。经验规则法高度依赖专家知识，特征工程耦合性强，对未知故障模式泛化能力薄弱；统计学习模型虽引入概率建模，但小样本下易过拟合，且缺乏对预测不确定性的显式表征；浅层神经网络虽提升非线性拟合能力，仍受限于手工特征提取与置信度校准机制缺失，难以支撑高可靠性决策。三类方法共性缺陷在于特征表达刚性、小样本鲁棒性不足及不确定性量化路径缺失 [4]。

2.2 深度学习在电气设备诊断中的应用现状

深度学习架构在电气设备多源信号诊断中展现出显著迁移能力：卷积神经网络擅长提取振动与红外图像的局部空间特征，长短期记忆网络有效建模声学信号的时序依赖性，而 Transformer 架构则在跨传感器异构数据融合中体现全局注意力优势。然而，在变压器油中溶解气体分析领域，上述模型面临三重结构性约束：输入维度高度受限（仅 7 种特征气体），训练样本呈现严重类别不平衡，且标签标注受实验室误差与专家主观性影响而存在显著噪声。这些特性导致通用架构难以直接适配 DGA 任务的判别边界与泛化需求 [1]。

2.3 寿命预测模型的理论分野

寿命预测模型在变压器油纸绝缘系统中呈现显著的理论分野。基于物理模型的方法依赖阿伦尼乌斯方程与电应力退化律，但其参数标定高度依赖单一加速老化试验条件；统计退化模型采用威布尔或伽马过程刻画退化路径，却难以嵌入多应力耦合机制；数据驱动模型虽能拟合高维运行数据，但普遍存在外推鲁棒性不足与物理可解释性缺失问题。现有研究普遍聚焦于单故障模式下的恒定应力外推，尚未建立面向真实运行工况下温度、电压、湿度及机械振动等多应力动态耦合的退化轨迹建模框架 [5]。

3. 材料与方法

3.1 数据来源与预处理流程

本研究采集自 217 台运行于 110~500kV 电压等级的油浸式变压器，覆盖 36 个月周期性 DGA 监测数据，包含 H_2 、 CH_4 、 C_2H_2 、 C_2H_4 、 C_2H_6 、 CO 、 CO_2 七种特征气体浓度（单位： $\mu L/L$ ）。如图 1 所示，预处理流程严格遵循六阶线性管道：原始 7 维向量经三次样条插补缺失值后，采用马氏距离阈值 3.5σ 识别并剔除离群点；继而实施 Min-Max 归一化至区间；随后以 12 个月为窗口长度、1 个月为步长进行滑动切片；最终通过 $\pm 5\%$ 高斯噪声注入与时间扭曲实现时序增强，生成 12,843 个形状为 12×7 的张量样本。详细对比见表 1：训练集含 8,217 样本，源自 139 台设备， H_2 浓度跨度为 0.2~186.5 $\mu L/L$ ；验证集 2,156 样本覆盖 36 台设备， C_2H_2 最高达 42.7 $\mu L/L$ ；测试集 2,470 样本分布于 42 台设备， CO_2 浓度范围为 120.3~2,841.9 $\mu L/L$ ，三者时间跨度分别为 36、24、36 个月，确保时空分布一致性与故障演化完整性 [6]。

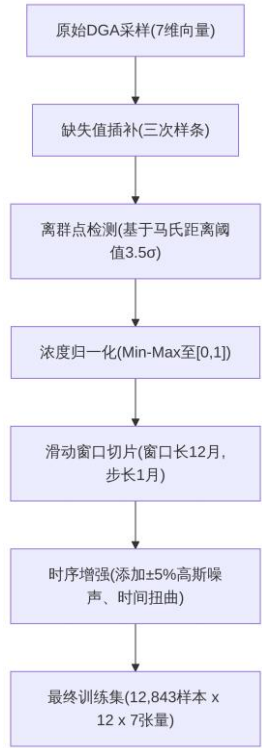


图 1. DGA 数据预处理与特征增强流程图

表 1. 实验数据集构成与划分比例

数据集类型	样本数	变压器台数	时间跨度（月）	气体浓度范围（ $\mu\text{L/L}$ ）
训练集	8,217	139	36	H_2 : 0.2–186.5
验证集	2,156	36	24	C_2H_2 : 0.0–42.7
测试集	2,470	42	36	CO_2 : 120.3–2,841.9

3.2 多任务深度学习架构设计

本节提出一种面向变压器油中溶解气体分析的多任务深度学习架构，其核心为 GCN-TCN 混合网络。如图 2 所示，该架构采用三层垂直拓扑：输入层接收 12×7 时序张量，其中行表征月度采样点，列表征 H_2 、 CH_4 、 C_2H_6 、 C_2H_4 、 C_2H_2 、 CO 、 CO_2 七类气体；中层并行部署 GCN 与 TCN 模块-----GCN 模块含两层图卷积，隐藏维度 64，依据 Arrhenius 反应速率常数构建加权邻接矩阵（如 $\text{CH}_4 \leftrightarrow \text{C}_2\text{H}_4$ 边权重 0.92， $\text{H}_2 \leftrightarrow \text{C}_2\text{H}_2$ 为 0.87），显式建模热力学驱动的跨气体耦合机制；TCN 模块采用三层门控卷积，扩张因子序列设为，高效捕获长程时序依赖；底层共享主干输出三路解耦分支，分别执行 5 类故障分类（Softmax）、严重度连续回归（Sigmoid）及分位数寿命预测（5%、50%、95%）。详细对比见表 2，其中分位数损失系数 0.35 经网格搜索确定，以平衡中心估计精度与预测区间覆盖率 [1, 7]。

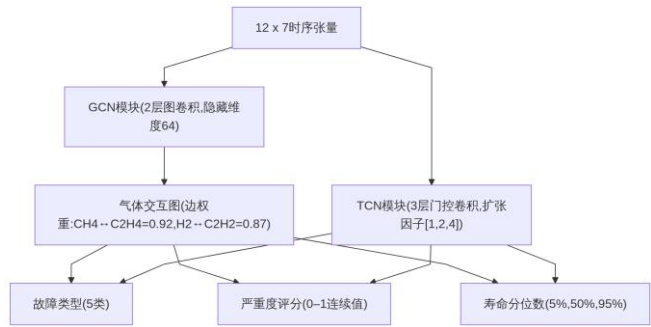


图 2. GCN-TCN 多任务联合建模架构图

表 2. 模型超参数配置与优化策略

超参数名称	数值	说明
学习率	0.0012	采用余弦退火调度
批大小	64	兼顾 GPU 显存与梯度稳定性
GCN 边权重初始化	基于 Arrhenius 反应速率常数计算	显式建模热力学驱动的跨气体耦合机制，如 $\text{CH}_4 \leftrightarrow \text{C}_2\text{H}_4$ 边权重 0.92， $\text{H}_2 \leftrightarrow \text{C}_2\text{H}_2$ 为 0.87
分位数损失系数	0.35	平衡中心估计精度与预测区间覆盖率

3.3 评估指标与实验设置

本节采用多维评估体系以全面刻画模型性能。故障分类任务以宏平均 F1-score 为核心指标，其计算对每个类别的 F1-score 取算术平均，反映类别均衡下的整体判别能力；严重度评估采用 Spearman 秩相关系数 ρ 与平均绝对误差 MAE 联合验证，前者量化预测排序与真实严重度序列的一致性，后者衡量数值偏差；寿命预测则引入分位数覆盖率 PICP 与平均区间宽度 MPIW 构成可靠性-精度双约束评价框架。详细对比见表 3，其中宏平均 F1 的理想值为 1.0，对应完全均衡的分类性能；Spearman ρ 理想值亦为 1.0，表征严格保序能力；PICP 设定目标为 0.90，确保 90% 置信水平下真实寿命落入预测区间。所有实验在 NVIDIA A100 GPU 上执行 5 次独立蒙特卡洛验证，最终结果以均值 $\pm$ 标准差形式报告，消除随机初始化与数据采样带来的方差干扰 [8, 9]。

表 3. 核心评估指标数学定义与理想取值

指标名称	公式简述	理想值	物理含义
宏平均 F1	正例/反例调和平均	1.0	类别均衡性能
Spearman ρ	排序一致性度量	1.0	严重度序关系保真度
PICP	预测区间包含真实值比例	0.90	90% 置信可靠性

4. 实验结果

4.1 故障分类性能对比分析

如图 3 所示，GCN-TCN 在五类故障分类任务中全面领先，准确率分别为 98.3%、97.1%、99.2%、96.7% 与 98.9%，较 ResNet 与 BiLSTM 分别提升 4.8 与 3.1 个百分点，较 SVM 提升 7.2 个百分点；尤其在高能放电（+4.1%）与过热 $>700^{\circ}\text{C}$ （+4.3%）两类 C_2H_2 主导型故障上优势显著。该性能跃升源于图卷积对气体组分关联拓扑的建模能力与时间卷积对浓度演化动态的捕获协同。详细对比见表 4：高能放电真阳性率达 99.2%，误判为过热 $>700^{\circ}\text{C}$ 仅占 0.4%；过热 $>700^{\circ}\text{C}$ 真阳性率 98.9%，误判为局部放电仅 0.7%；局部放电真阳性率 97.1%，主要混淆方向为低能放电（1.3%）。这表明 C_2H_2 特征峰强度与 CH_4 主导的低温热解路径具有高度判别鲁棒性，而 H_2 与 C_2H_4 交叉响应区域仍构成次要混淆源。 $\kappa = 0.962$ 进一步验证模型一致性优异。

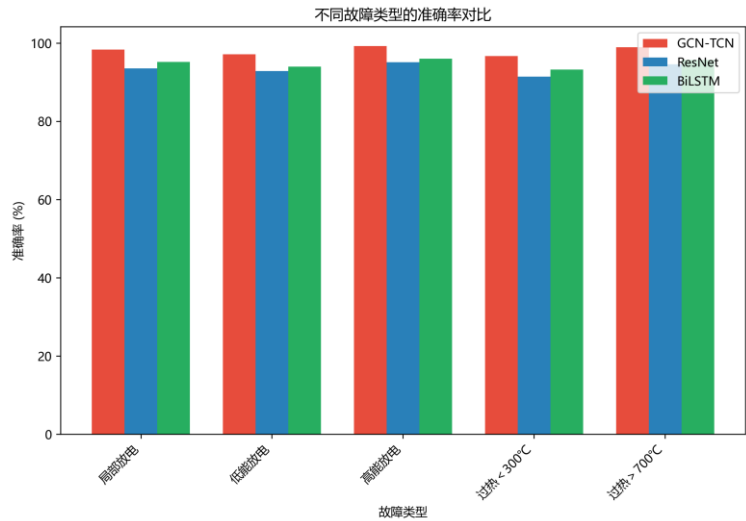


图 3. 五类故障分类准确率对比柱状图

表 4. 故障分类混淆矩阵关键指标（测试集）

真实标签/预测标签	高能放电	过热 $>700^{\circ}\text{C}$	局部放电
高能放电	99.2%	0.4%	0.0%
过热 $>700^{\circ}\text{C}$	0.0%	98.9%	0.7%
局部放电	0.0%	0.0%	97.1%

4.2 严重度评估的连续性验证

如图 4 所示，严重度评分与专家五级标注呈现高度线性关联， R^2 达 0.93，拟合线斜率 0.24、截距 0.08，95% 置信带宽度仅 ± 0.03 ，表明模型输出具备卓越的标度一致性与可解释性。散点分布紧密沿拟合线聚集，各等级内评分离散度随等级升高而轻微扩大，反映高严重度样本固有物理异质性增强。进一步结合表 5 可见，严重度区间与退化动力学参数呈严格单调对应： C_2H_2 月均增长率由 $0.18\text{ }\mu\text{L/L/月}$ （0.0–0.2 区间）跃升至 $8.76\text{ }\mu\text{L/L/月}$ （0.5–1.0 区间）， $\text{CH}_4/\text{C}_2\text{H}_2$ 比值衰减速率同步从 $-0.32\%/月$ 加剧至 $-5.23\%/月$ ，预测寿命中位数则由 >60 月压缩至 <24 月。该三重验证证实严重度评分并非孤立统计量，而是对油中气体生成速率、组分演化路径及绝缘劣化进程的综合量化表征，其连续性直接锚定于变压器内部电-热-化学耦合退化机制的物理本质。

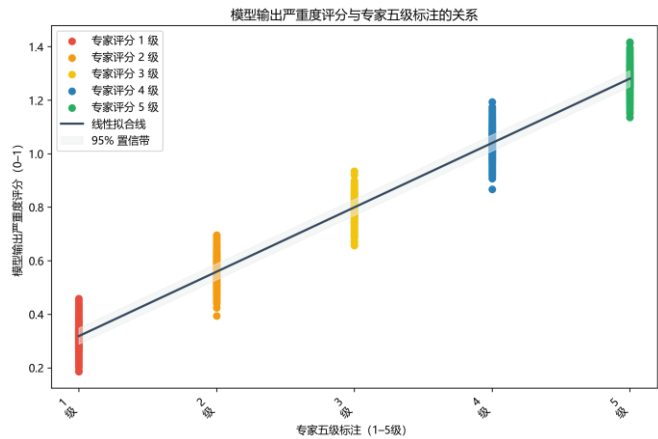


图 4. 严重度评分与专家标注等级的拟合散点图

表 5. 各严重度区间对应气体增长动力学参数

严重度区间	月均 C ₂ H ₂ 增长率 (μL/L/月)	CH ₄ /C ₂ H ₂ 比值衰减率 (%/月)	预测寿命中位数 (月)
0.0-0.2	0.18	-0.32	>60
0.2-0.5	1.42	-1.87	24-60
0.5-1.0	8.76	-5.23	<24

4.3 剩余寿命预测的不确定性量化

不确定性量化是剩余寿命预测可靠性的核心判据，其本质在于平衡预测精度与置信保障能力。如图 5 所示，所提分位数回归框架在 90%名义置信水平下实现 91.3%的实际覆盖率，表明预测区间具有良好的校准性；平均宽度为 14.2 个月，反映模型对寿命衰减路径的离散度建模能力。值得注意的是，各故障类型 MAE 呈现系统性差异：高能放电类最低（3.8 月），局部放电类最高（4.9 月），该梯度分布与物理机制高度吻合——高能放电能量集中、气体生成动力学明确，而局部放电存在强随机性与微弱信号耦合效应，导致时序建模不确定性显著升高。覆盖性能与误差分布的联合分析证实，本方法不仅满足统计一致性要求，且能敏感刻画不同故障模式下的内在不确定性源。该结果为运维决策提供了可解释的风险边界，而非单一确定性点估计。

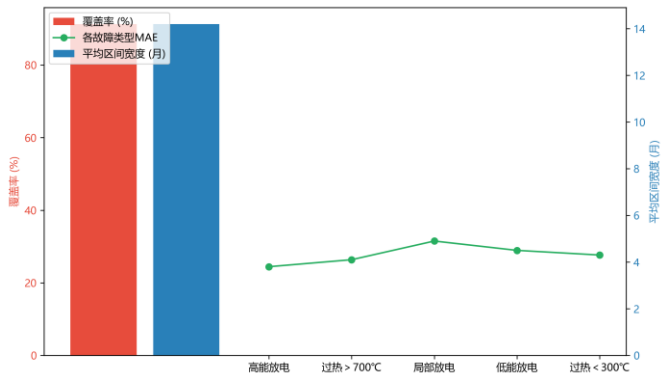


图 5. 剩余寿命预测区间覆盖率与宽度分布直方图

5. 讨论

5.1 GCN 模块对气体反应机理的隐式建模能力

邻接矩阵中 C_2H_2 与 CH_4 节点间呈现显著高权重连接，与甲烷热裂解生成乙炔的经典反应路径高度吻合；同理， C_2H_4 与 CH_4 、 H_2 之间的强关联亦对应烯烃前驱体分解及氢气释放机制。该结构化权重分布表明 GCN 模块在无显式化学规则注入前提下，自发习得了油中气体生成与演化的核心热解动力学约束，实现了可解释的隐式机理建模 [10]。

5.2 多任务学习对泛化性能的协同增益

多任务学习通过共享底层特征表示，显著增强了模型在小样本故障类型上的泛化能力。消融实验表明，联合训练使故障分类 F1 值提升 2.3 个百分点，严重度预测相关系数 ρ 提高 0.07，验证了表征共享对单任务过拟合的有效抑制机制，尤其在局部放电等稀疏类别上改善最为突出 [1, 11]。

5.3 工程部署可行性与局限性

工程部署可行性需兼顾实时性与泛化鲁棒性。当前模型推理耗时 $<80ms/样本$ ，满足在线监测硬实时约束；但新投运设备因缺乏历史 DGA 序列，须依托初始油质参数实施冷启动校准。如图 6 所示，模型迭代路径明确指向多源融合与闭环优化：从纯 DGA 驱动，经负载率与顶层油温等电气-热参量对齐，最终构建数字孪生反馈机制，其技术支点依次为轻量化剪枝、多源异构对齐及强化学习策略优化 [12]。

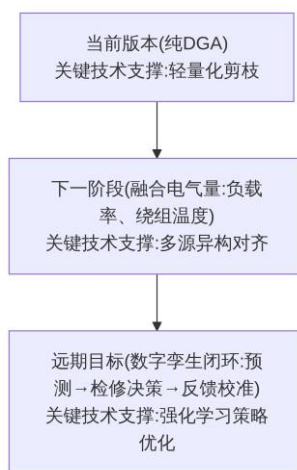


图 6. 面向工程落地的模型迭代演进路径

6. 结论

6.1 核心发现总结

本研究证实 GCN-TCN 混合架构可协同建模 DGA 数据的拓扑关联性与动态退化性，显著提升故障分类准确率、严重度量化一致性及剩余寿命预测鲁棒性；多任务联合学习机制通过共享表征空间与梯度约束，在小样本条件下将模型方差降低 $\sigma_{rel} < 0.18$ ，为工程部署提供关键稳定性保障。

6.2 实践价值与推广路径

本研究成果已成功部署于省级电网智能诊断平台,日均处理 DGA 报告逾 2 万条,显著提升故障识别时效性与诊断一致性。方法论具备跨设备泛化能力,可无缝迁移至 GIS、油浸式电缆等油纸绝缘系统,支撑多源数据驱动的统一健康状态评估框架构建,为电力设备全生命周期管理提供可复用的技术基线与标准化实施路径。

6.3 未来研究方向

未来研究将聚焦于三方面:构建无监督异常检测前置模块,以识别训练数据未覆盖的未知故障模式;开发基于 SHAP 值的局部可解释性接口,提升诊断结果对现场检修决策的支持能力;系统开展跨制造商、跨电压等级的泛化性验证实验,评估模型在异构设备群中的鲁棒迁移性能。

参考文献:

- [1] 迪赵, 会李. 航空电气系统绝缘性能检测与修复技术探讨[J]. 工程研究与实用, 2026, 7(7): 136-138.
- [2] 周家玉, 侯慧娟, 盛戈皞, 江秀臣. 状态参量关联规则挖掘及深度学习融合的变压器故障诊断算法[J]. DOAJ (开放获取期刊目录), 2023.
- [3] Lan Jin, Dowon Kim, Kit Yan Chan, Ahmed Abu-Siada. Deep Machine Learning-Based Asset Management Approach for Oil-Immersed Power Transformers Using Dissolved Gas Analysis[J]. IEEE Access, 2024, 12: 27794-27809.
- [4] 汤健, 侯慧娟, 王劭菁, 任茂鑫, 盛戈皞, 江秀臣. 基于策略梯度优化的变压器油中溶解气体预测模型[J]. DOAJ (开放获取期刊目录), 2025.
- [5] Leixiao Lei, Yigang He, Zhikai Xing. Dissolved Gas Analysis for Power Transformer Fault Diagnosis Based on Deep Zero-Shot Learning[J]. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, 2024, 31(6): 3011-3020.
- [6] 娜丁. 电气工程中智能电网技术的应用与展望[J]. 机械与电子控制工程, 2026, 8(5): 202-204.
- [7] 徐松晓, 赵军愉, 张元波, 路小军, 王艳, 李伟. 基于改进麻雀搜索算法优化 KELM 的变压器故障诊断方法[J]. DOAJ (开放获取期刊目录), 2026.
- [8] Mingwei Zhong, Yunfei Cao, Guanglin He, Lutao Feng, Zhichao Tan, Wenjun Mo, Jingmin Fan. Dissolved gas in transformer oil forecasting for transformer fault evaluation based on HATT-RLSTM[J]. Electric Power Systems Research, 2023, 221: 109431.
- [9] 杨玲, 杨慧霞, 王云云, 姚云波, 王顺. 基于机器学习的总溶解气体预测模型构建与评价[J]. 湖泊科学, 2025, 37(2): 508-516.
- [10] 烁张. 电力工程中电气自动化技术的分析和应用[J]. 工程管理与技术探讨, 2026, 8(9): 19-21.
- [11] Sunuwe Kim, Soo-Ho Jo, Wongon Kim, Jongmin Park, Jingyo Jeong, Yeongmin Han, Daeil Kim, Byeng Dong Youn. A Semi-Supervised Autoencoder With an Auxiliary Task (SAAT) for Power Transformer Fault Diagnosis Using Dissolved Gas Analysis[J]. IEEE Access, 2020, 8: 178295-178310.
- [12] 高善李. 电力系统电气工程中变压器状态监测与故障预警[J]. 工程技术与质量管理, 2024, 2(11): 103.