

# 基于深度学习的电气自动化智能故障诊断系统研究

赵增瑶

陕西电子信息职业技术学院 陕西西安 710500

**摘要:** 电气自动化系统故障具有隐蔽性、突发性等特征,传统诊断方法难以适配其复杂的诊断需求,而深度学习的特性与该领域故障诊断需求高度契合。本文结合深度学习技术优势,设计包含现场感知层、边缘处理层等五层的电气自动化智能故障诊断系统架构,分析CNN、LSTM等典型深度学习模型的应用场景,并从模型结构、数据处理、轻量化改造等方面提出优化策略,为电气自动化故障的精准、高效诊断提供技术支持,也为相关智能诊断系统的研发与应用提供参考。

**关键词:** 深度学习; 电气自动化; 故障诊断; 智能系统

## 引言

电气自动化是工业生产与智能制造的核心支撑,其系统运行的稳定性直接影响生产效率与工业安全。电气自动化系统工况复杂,故障呈现隐蔽性、突发性、传播性与多源性特征,传统故障诊断方法依赖人工特征提取,存在效率低、主观性强的问题,难以精准捕捉故障的时序特征与多源规律,已无法适配现代工业对故障诊断的高效性、精准性需求。深度学习凭借自动特征提取、多源数据融合、泛化能力强等技术优势,与电气自动化故障诊断的核心需求高度契合,成为该领域技术升级的重要方向。本文基于深度学习技术,设计电气自动化智能故障诊断系统架构,分析核心模型的应用场景与优化策略,为提升电气自动化故障诊断水平、实现设备预测性维护提供技术参考。

## 一、电气自动化故障诊断的技术需求与深度学习的适配性

### (一) 电气自动化故障诊断的核心技术需求

电气自动化系统运行环境复杂,故障具有隐蔽性、突发性、传播性与多源性特点,其故障诊断工作需满足多方面技术需求。首先,系统需要具备高效的特征提取能力,电气设备运行产生的电流、电压、振动、温度等信号包含大量冗余信息与噪声,故障特征往往隐藏其中,传统人工特征提取方式效率低、主观性强,难以适应复杂故障的识别需求。其次,需实现对时序特征的精准捕捉,电机绝缘老化、变压器油中溶解气体浓度变化等故

障呈现出明显的时间演化规律,要求诊断方法能够有效挖掘数据的时序依赖关系<sup>[1]</sup>。

### (二) 深度学习在电气自动化故障诊断中的技术优势

深度学习技术的核心特点与电气自动化故障诊断的技术需求高度契合,相比传统诊断方法具有明显的优势。其一,深度学习具有端到端的自动特征提取能力,使用CNN、LSTM等模型的多层网络结构,可以逐层从原始监测数据中提取出浅层特征和深层抽象的故障特征,没有人工特征提取的局限性,大大提高了特征提取的效率和准确性。例如,CNN用卷积层和池化层的组合,从电机红外热像图、振动信号频谱图中提取空间故障特征,LSTM用门控机制很好地捕捉到了电气信号的长时序依赖关系,适合变压器、变频器等设备的故障时序特征分析。第二,深度学习对于多源异构数据的融合处理能力较强,可以整合电流、电压、振动、温度等各种类型的信号,从多维角度挖掘故障规律,弥补单一信号诊断的片面性,提高故障识别的全面性。第三,深度学习模型有较好的泛化能力、鲁棒性,经过大量数据训练的模型可以适应工业现场复杂的工况,采用降噪、数据增强等预处理手段和模型优化策略,可以有效地减少噪声、干扰对诊断结果的影响<sup>[2]</sup>。

## 二、基于深度学习的电气自动化智能故障诊断系统架构设计

### (一) 现场感知层

现场感知层是故障诊断系统的基础,主要功能是对电气自动化系统关键设备和环节的多参数进行实时采集。该层次根据电气设备的故障特性,布置多类型的高精度传感器节点,对电流、电压、功率等电气参数、温度、

**作者简介:** 赵增瑶(1999.11-),男,汉族,河北衡水人,本科学历,助教,研究方向:电子信息工程。

振动、局部放电等设备状态参数以及环境温湿度、负载等工况参数进行监测。传感器选型要和故障信号类型精准匹配,采用加速度传感器捕捉电机轴承的振动冲击信号、霍尔传感器采集电流畸变特征、红外热像仪记录变压器套管的温度分布,保证采集到的数据可以真实地反映设备运行状态和故障特征。

现场感知层还装有数据采集终端,对信号进行模数转换、初步的数字滤波以及本地存储,具有基础的数据预处理能力,可以对异常数据进行初步筛查,减少后续分析的压力。采集终端要能对多传感器的数据进行同步触发,在设备启停、负载波动等非稳态工况下保证数据的时间一致,防止因为工况变化造成信号失真。

## (二) 边缘处理层

边缘处理层是完成故障实时诊断的关键,部署在工业现场边缘节点上,主要功能是对故障数据进行初步的特征提取、本地快速诊断和异常预警<sup>[3]</sup>。该层级以嵌入式计算单元、工业网关为主硬件,集成轻量级深度学习算法和信号处理算法,对现场感知层传输过来的原始数据进行预处理和特征初筛,用小波阈值降噪抑制高频噪声,提取信号的时域和频域特征,用轻量化的CNN、LSTM模型完成简单的故障本地识别。

对明显故障进行边缘处理层的立即报警,现场运维人员就能及时收到信息;对于可疑故障、复杂故障的数据,则经过初步处理之后再上传到中心智能分析层进一步分析<sup>[6]</sup>。边缘处理层的设计可以有效地减少向云端传输的数据量,降低数据通信压力和端到端延迟,满足工业场景下故障诊断的实时性要求。

## (三) 数据通信层

数据通信层是系统各个层次之间数据传输的桥梁,主要功能就是实现故障数据和诊断信息的高可靠、低延迟、安全传输<sup>[6]</sup>。该层级融合工业以太网、无线Mesh网络、5G等多种通信技术,根据不同的工业场景组网需求,建立灵活的通信网络架构,保证现场感知层、边缘处理层和中心智能分析层之间数据的互通。对于高实时性要求的故障预警信息,用5G低时延通信技术实现毫秒级传输;对于海量历史运行数据,用工业以太网进行高速传输和存储。

数据通信层还需要建立统一的数据传输规范,对多源异构数据进行标准化编码,实现数据格式的统一,同时加入数据加密和传输校验机制,保证数据传输过程中不发生丢失、篡改等造成诊断误差的情况<sup>[4]</sup>。

## (四) 中心智能分析层

中心智能分析层是故障诊断系统的大脑,部署在云

端服务器或者工业大数据平台,主要功能是对故障进行深度分析、精准识别、趋势预测和定位<sup>[6]</sup>。该层次将云计算、大数据处理、深度学习算法集群等结合在一起,接收边缘处理层预处理数据以及现场感知层海量的历史数据,进行全方位的故障分析。在模型的应用上,中心智能分析层根据故障信号类型来选择不同的深度学习模型,红外热像图、频谱图等空间特征明显的故障数据用CNN模型提取特征并进行故障分类,电机振动、变压器油中溶解气体浓度等时序特征明显的故障数据用LSTM、GRU等模型捕捉时序依赖关系。中心智能分析层还可以结合数字孪生技术,建立电气自动化系统的高精度数字副本,把深度学习模型的诊断结果同数字孪生模型的仿真结果结合起来,从而达成故障的可视化定位和演化模拟,并且依靠设备全生命周期数据来训练预测模型,实现对设备退化趋势的分析以及剩余寿命的估计,为预测性维护提供决策支持。

## (五) 运维服务层

运维服务层是故障诊断系统与用户之间的交互界面,主要功能就是对诊断结果进行可视化展示、故障预警通知、运维决策推送、远程协同管理。该层级依靠Web平台、移动终端、集控中心等交互方式,把电气设备的实时运行状态、故障诊断结果、故障位置及类型、设备退化趋势等信息展示给运维人员。系统根据诊断出的故障,依据专家知识库自动推送对应的故障处置方案和维修建议,并支持维护工单自动生成、派发,实现运维工作的规范化、智能化。

运维服务层还留有和企业ERP、MES等生产管理平台的接口,把故障诊断信息和生产管理数据融合起来,实现智能故障诊断和生产调度的对接,使运维决策同生产计划相适应,最大限度地减少故障对生产的影响。同时可以对故障诊断、维修全过程进行记录,形成故障案例库,给深度学习模型迭代优化、专家知识库完善提供数据支撑。

## 三、深度学习核心模型在电气自动化故障诊断中的应用与优化

### (一) 典型深度学习模型的应用场景

深度学习模型种类繁多,可以适应电气自动化系统里各种类型的故障诊断需求,CNN、LSTM、自编码器、图神经网络等典型模型在故障诊断上各有侧重,根据故障信号特征和诊断目的选择合适的模型。

CNN由于具有很强的空间特征提取能力,主要应用于包含空间特征的故障数据处理,例如电机红外热像图中热斑的异常识别、设备外观缺陷图像分析、由振动、

电流等一维时序信号转换而成的频谱图、梅尔图的特征提取。在电气设备故障诊断当中，CNN经由卷积层和池化层逐层处理，可以从空间角度找出故障的视觉特征，进而达成对短路、过载这些故障的迅速分类。

LSTM是改进的循环神经网络，利用输入门、遗忘门和输出门的门控机制，很好地解决了传统RNN长时序依赖的问题，主要应用于电气自动化系统中随时间变化的传感器时序数据处理，如电机轴承振动时序数据、变压器油中溶解气体浓度变化趋势、变频器电压畸变时序数据等。LSTM可以很好地捕捉设备退化过程的时序规律，可以识别轴承磨损、绝缘老化等故障，也可以基于时序退化特征做故障预测和剩余寿命估计。

## （二）深度学习模型的优化策略

为了提高深度学习模型在电气自动化故障诊断中的性能和工业适配性，从模型结构、数据处理、融合策略等几个方面进行针对性的改进<sup>[6]</sup>。

其一，建立混合模型结构，发挥各种模型的优势。对于电气故障“局部特征+时序演进”的复合特点，构建CNN-LSTM混合模型，先用CNN提取时序信号中的局部突变特征，再用LSTM捕捉长期时序变动趋势<sup>[5]</sup>；根据复杂工况下故障特征聚焦的需求，引入Transformer的注意力机制，构建Transformer-LSTM模型，加大故障关键时期的特征权重，提高诊断的可靠性。

第二，用多模态数据融合的方法，从特征层或者决策层把电流、电压、振动、温度等多源信号结合起来，弥补单一信号诊断的不足，防止由于负载波动、环境干扰等因素造成的误判。把电机电流和温度数据融合起来，可以很好地区别出负载波动和电机匝间短路造成的电流异常，提高诊断的准确性。

第三，针对工业场景中故障样本少、数据不平衡的问题，用数据增强和损失函数优化的方法。对时序信号做时间轴拉伸、压缩，加入高斯噪声等方式产生虚拟故障实例，扩大数据集的规模；用SMOTE过采样法增加少数类故障样本，或者用Focal Loss损失函数给故障样本加大的权重，提高模型对故障类别的关注程度。

## （三）模型的轻量化与工业适配优化

深度学习模型复杂度过高会导致推理速度慢、算力需求大，不能满足工业边缘设备的部署要求，因此需要对模型进行轻量化改造，提高模型的工业适配性。一方面使用模型剪枝、量化、知识蒸馏等轻量化技术来去除模型中冗余的卷积核和神经元，从而减小模型的参数量和计算量。例如通过模型剪枝去除对故障特征提取无显著作用的卷积核，用教师模型的知识来教导学生模型学

习故障特征，在保证诊断精度的基础上大幅提升模型的推理速度。另一方面，结合云边端协同架构来部署模型，把轻量化的深度学习模型部署到边缘处理层，实现故障数据的本地快速推理，把复杂的深度模型和大量的数据存储部署到云端中心智能分析层，进行模型的迭代优化和复杂的故障分析<sup>[6]</sup>。分层部署模式既可以满足工业现场实时诊断的要求，又可以利用云端算力、数据优势实现模型的不断优化。

## 结语

在工业智能化发展过程中，深度学习技术同电气自动化故障诊断的融合，成为行业技术升级的重要方向，它在特征提取、多源数据处理、工况适配等各方面的技术优势，很好地解决了传统诊断方法存在的诸多不足，为电气自动化故障的精准、高效诊断提供核心技术支撑。本文所设计的五层架构智能故障诊断系统，实现了故障诊断全过程闭环控制，而且CNN、LSTM等典型深度学习模型的针对性应用以及多维度优化策略，也使模型的诊断性能和工业适配性得到进一步提高，为系统的落地应用打下了基础。伴随着工业互联网、数字孪生等技术的不断发展，电气自动化智能故障诊断系统也将会遇到更多的技术融合机遇和挑战。未来要继续加深深度学习模型同工业现场的适配研究，加强多技术融合应用，完善云边端协同的诊断体系，积累全生命周期故障数据，实现模型动态迭代优化，从而提高电气自动化系统故障诊断和预测性维护水平，为工业生产的稳定运行提供更全面的技术保障，促进智能制造产业的高质量发展。

## 参考文献

- [1] 张旭. 人工智能在电气自动化系统故障诊断中的应用[J]. 中国高科技, 2025, (13): 19-21.
- [2] 许章瑞, 潘孝泽. 深度学习下的电气自动化设备故障诊断与预测技术[C]// 中国机电装备维修与改造技术协会. 2025装备服务工匠团队创新发展论坛暨成果发布会论文集. 温州沃科自动化设备有限公司, 2025: 203-208.
- [3] 宋子根. 智能化电气故障检测与诊断技术研究[J]. 灯与照明, 2025, 49(5): 166-168.
- [4] 李仁芝, 韦文杰. 数字孪生技术在电气自动化控制系统中的应用[J]. 造纸装备及材料, 2025, 54(9): 61-63.
- [5] 刘鹏. 基于深度学习的智能建筑电气自动化控制系统设计与实现[J]. 电气技术与经济, 2025(2): 140-142.
- [6] 朱光波. 基于人工智能的电气自动化控制系统优化策略研究[J]. 软件, 2025, 46(5): 78-80.