

电子系统故障诊断的深度学习研究方法研究

贾玉莲 130825198409104822

摘要

随着电子信息技术的快速发展，现代电子系统的集成度和复杂度不断提升，传统故障诊断方法在处理高维、非线性的故障数据时暴露出精度不足、依赖人工特征提取等缺陷。本文针对电子系统故障诊断的实际需求，分析深度学习方法在该领域的应用优势，探讨卷积神经网络、循环神经网络、深度置信网络等典型深度学习模型在电子系统故障诊断中的应用场景与技术路径，分析当前研究存在的标注数据不足、小样本故障诊断、模型可解释性差等问题，并对未来发展方向进行展望。

关键词：电子系统；故障诊断；深度学习；特征提取

一、引言

现代电子系统广泛应用于航空航天、工业控制、通信网络、交通运输等关键领域，其运行可靠性直接关系到整个系统的安全稳定运行。电子系统在长期运行过程中，受元器件老化、环境干扰、机械应力等因素影响，不可避免会出现各类故障，若不能及时准确诊断定位故障，不仅会造成设备停机带来经济损失，还可能引发安全事故。

传统电子系统故障诊断方法主要包括基于解析模型的方法和基于信号处理的方法两类。基于解析模型的方法需要建立精确的电子系统数学模型，通过观测值与模型预测值的残差分析判断故障，但现代电子系统结构复杂、耦合性强，很难建立精准的解析模型，该方法的适用范围受到极大限制。基于信号处理的方法通过分析采集的电压、电流、振动等信号，提取信号特征进行故障判断，该方法不需要建立系统模型，但依赖专业人员的经验进行人工特征提取，面对高维非线性的故障数据，人工提取的特征往往无法充分反映故障本质，诊断精度难以满足需求。

二、深度学习在电子系统故障诊断中的应用原理

深度学习是机器学习领域的新兴技术，通过构建多层神经网络结构，对输入数据进行逐层特征变换，将原始数据的低层特征抽象为高层特征，从而实现对数据本质特征的自动提取。相比于传统机器学习方法，深度学习解决了传统方法依

赖人工特征提取的缺陷，能够适应大规模复杂数据的分析需求，在模式识别和分类问题上具有明显优势。将深度学习应用于电子系统故障诊断，基本流程主要包括数据采集、数据预处理、模型训练、故障诊断四个阶段。

第一阶段是数据采集，通过传感器采集电子系统不同运行状态下的电压、电流、温度、振动等原始信号数据，覆盖正常状态和各类故障状态，构建故障数据集。第二阶段是数据预处理，对原始数据进行去噪、归一化、格式转换等处理，消除不同量纲数据的影响，提升数据质量，满足深度学习模型的输入要求。第三阶段是模型训练，将预处理后的数据集划分为训练集、验证集和测试集，利用训练集数据对深度学习模型进行训练，通过反向传播算法不断调整模型的网络参数，利用验证集调整模型超参数，避免过拟合。第四阶段是故障诊断，将训练好的模型应用于实际运行的电子系统，对实时采集的运行数据进行处理，输出故障类型和故障位置，完成诊断任务。

三、典型深度学习方法在电子系统故障诊断中的应用

1. 卷积神经网络

卷积神经网络（CNN）是一种具有局部连接、权值共享特点的深度神经网络，能够有效提取空间局部特征，在图像处理领域得到广泛应用。在电子系统故障诊断中，卷积神经网络既可以处理一维时序信号，也可以将一维信号转换为二维灰度图后提取特征。对于电子系统采集的电压电流等一维时序故障信号，一维卷积神经网络可以通过卷积核滑动提取信号的局部特征，通过池化层降维，逐步提取从低层到高层的故障特征，最终通过全连接层输出故障分类结果。

卷积神经网络的权值共享特性减少了模型的参数数量，降低了模型的训练复杂度，同时避免了特征提取过程中的过拟合问题，适合处理大规模的电子系统故障数据。现有研究表明，针对模拟电路故障诊断，将原始电压信号转换为二维特征图后输入卷积神经网络，故障诊断准确率可以达到 95% 以上，显著高于传统支持向量机等方法。针对电力电子变换器等典型电子设备，卷积神经网络能够有效识别开路故障、短路故障等不同故障类型，抗干扰能力强于传统方法。

2. 循环神经网络

循环神经网络（RNN）是专门处理时序数据的深度学习模型，通过在网络节点之间建立循环连接，保留历史时序信息，能够捕捉数据的时间依赖关系，适合处理电子系统运行过程中产生的时序故障数据。传统循环神经网络存在梯度消失和梯度爆炸问题，无法学习长时序依赖关系，因此在实际应用中多采用长短时记

忆网络（LSTM）和门控循环单元（GRU）等改进结构。

电子系统的故障往往是一个逐步演化的过程，当前的故障状态与历史运行状态存在较强的时间依赖关系，循环神经网络能够充分利用历史时序信息提升诊断精度。针对电子系统的缓变故障，长短时记忆网络能够捕捉故障演化过程中的时序特征，实现早期故障诊断，比传统方法更早识别故障征兆。

3. 深度置信网络

深度置信网络（DBN）是由多个受限玻尔兹曼机堆叠形成的深度生成模型，采用无监督预训练和有监督微调的训练方式，能够从无标注数据中自动学习特征，在小样本故障诊断场景具有一定优势。深度置信网络通过逐层无监督预训练初始化网络参数，避免了深度神经网络随机初始化导致的局部最优问题，能够更好地提取故障数据的本质特征。

在电子系统故障诊断中，深度置信网络可以处理高维故障数据，将原始高维故障数据映射到低维特征空间，实现故障特征的降维与提取，最终通过 softmax 分类器实现故障分类。针对模拟电路的软故障诊断，深度置信网络能够有效区分不同元件参数漂移引发的软故障，诊断精度高于传统的主成分分析结合支持向量机方法。

四、当前研究存在的问题

尽管深度学习方法在电子系统故障诊断领域取得了显著进展，但仍存在一些需要解决的问题。第一，故障数据标注成本高，标注样本不足。电子系统故障发生率较低，采集大量标注故障数据难度较大，人工标注数据需要专业人员参与，成本很高，深度学习模型依赖大量标注数据训练，小样本条件下模型容易过拟合，诊断精度下降。第二，模型可解释性差。深度学习模型是黑箱模型，模型输出故障诊断结果后，无法清晰解释诊断的依据和推理过程，而电子系统故障诊断关系到设备安全，对可解释性有较高要求，黑箱特性限制了深度学习方法在关键领域的推广应用。

五、结论

深度学习方法凭借强大的自动特征提取能力，在复杂电子系统故障诊断中表现出明显的优势，能够有效解决传统诊断方法依赖人工特征提取、精度不足的问题，显著提升故障诊断的准确率和自动化水平。目前卷积神经网络、循环神经网络、深度置信网络等典型深度学习模型已经在不同类型的电子系统故障诊断中得

到应用，取得了较好的诊断效果。但深度学习方法在电子系统故障诊断应用中仍存在小样本学习、可解释性、泛化能力、部署难度等问题，需要进一步深入研究。

参考文献

[1] 张倪, 刘大同, 彭宇. 深度学习在故障诊断与预测中的应用[J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(03): 529-544.

[2] 雷亚国, 贾峰, 孔德同, 等. 大数据下机械智能故障诊断的机遇与挑战[J]. 机械工程学报, 2018, 54(05): 94-104.

[3] 张宏宏, 甘勇, 张焕龙, 等. 基于卷积神经网络的模拟电路故障诊断方法[J]. 计算机应用研究, 2020, 37(06): 1720-1723.