

锂电制造设备智能监测与故障诊断方法研究

符顺露

纳科诺尔智能装备（深圳）有限公司，广东 深圳 518100

[摘要]锂电制造设备长时间处在高精度、高负荷的工作环境里，它的健康状况直接关系到极片的质量以及电池的安全。为了克服锂电制造设备故障样本少、监测数据利用率低的实际困难，文章提出了一种将多源传感信号处理和深度学习相结合的智能监测和故障诊断方法框架。首先对涂布机、辊压机、卷绕机等典型设备的运行特性及关键部件的退化机理进行分析；在利用自适应小波包阈值降噪和多域特征提取的方法对振动、电流等多源信号进行预处理的基础上，建立基于改进一维卷积神经网络和门控循环单元的故障诊断模型，并使用迁移学习来解决小样本条件下诊断的问题；最后设计基于联邦学习的多设备协同诊断架构来保护数据隐私。从实验结果可以看出，本研究所提方法对于锂电辊压机轴承故障数据集的诊断准确率达到了 98.7%，比传统的支持向量机方法提高了 12.3 个百分点，并且在不同的工况下也有较好的泛化性。

[关键词]锂电制造设备；智能监测；故障诊断；深度学习；迁移学习；联邦学习

DOI: 10.33142/sca.v9i9.20358

中图分类号: TP277.3

文献标识码: A

Research on Intelligent Monitoring and Fault Diagnosis Methods for Lithium Battery Manufacturing Equipment

FU Shunlu

Naknor Smart Equipment (Shenzhen) Co., Ltd., Shenzhen, Guangdong, 518100, China

Abstract: Lithium battery manufacturing equipment is exposed to high-precision and high load working environments for a long time, and its health condition is directly related to the quality of the electrodes and the safety of the battery. In order to overcome the practical difficulties of limited fault samples and low utilization of monitoring data in lithium battery manufacturing equipment, this article proposes an intelligent monitoring and fault diagnosis method framework that combines multi-source sensing signal processing and deep learning. Firstly, analyze the operational characteristics of typical equipment such as coating machines, roller presses, and winding machines, as well as the degradation mechanisms of key components; On the basis of using adaptive wavelet packet threshold denoising and multi domain feature extraction methods to preprocess multi-source signals such as vibration and current, a fault diagnosis model based on improved one-dimensional convolutional neural network and gated recurrent unit is established, and transfer learning is used to solve the problem of diagnosis under small sample conditions; Finally, a multi device collaborative diagnostic architecture based on federated learning is designed to protect data privacy. From the experimental results, it can be seen that the diagnostic accuracy of the method proposed in this study for the lithium-ion roller press bearing fault dataset reached 98.7%, which is 12.3 percentage points higher than the traditional support vector machine method, and has good generalization under different working conditions.

Keywords: lithium battery manufacturing equipment; intelligent monitoring; fault diagnosis; deep learning; transfer learning; federated learning

引言

锂离子电池制造过程中包含涂布、辊压、分切、卷绕、注液、化成等多道工序，各个工序设备的运行稳定状况直接影响到电池产品的质量一致性以及安全性。涂布机的涂布厚度均匀性、辊压机的辊缝精度、卷绕机的张力控制等

主要指标，都依靠设备核心部件的正常运转来保证。但是锂电制造设备长时间处在高速、重载、连续运转的工况中，轴承磨损、齿轮点蚀、辊面损伤等退化故障不可避免，如果不及时识别和预警，就会造成批量极片报废或者引发设备安全事故。

近些年来,由于该技术对设备故障的预测效果比较好,在设备故障的诊断中使用得到越来越多的认同。卷积神经网络(CNN)对于振动信号的空间特征提取效果较好,循环神经网络(RNN)以及它的变体门控循环单元(GRU)可以很好地处理时间序列的长期依赖关系。已有研究提出一种融合自注意力机制的CNN-BiGRU混合模型,用于锂电池极片辊压设备的剩余寿命预测,实验结果表明该模型对早期退化模式识别具有较好效果。但是现有的研究大多只关注单一设备或单一信号源,对于锂电制造全流程多设备协同监测的研究仍较为缺乏。

1 国内外研究现状

锂电制造设备故障诊断研究可以分为信号处理、传统机器学习和深度学习这三个方面。

传统的信号处理和特征提取方法大多依靠傅里叶变换、小波变换、包络解调等手段来从振动信号中提取故障特征频率。用包络解调法对辊压机轴承振动信号进行分析,在解调频谱中可以找到轴承故障的基频以及其高次谐波^[1]。此类方法物理意义清楚,但是高度依赖于专家的经验,并且不能适应变化的工况。

传统的机器学习支持向量机(SVM)、随机森林等也被用到了锂电设备的故障分类以及状态识别上。已有研究建立三元电池电化学、热、内短路耦合机理模型,并采用深度学习算法构建锂电池内短路诊断模型;也有研究提出利用交互信息进行故障识别,并采用决策树诊断法识别微短路、低容量等故障^[2]。另外,有研究把故障树分析同贝叶斯网络结合起来,用以对动力锂电池模组生产线的故障进行诊断。该类方法在小样本下具有一定的优势,但是特征提取仍然需要人工参与,诊断精度受到特征设计是否完备的影响。

在深度学习方面,CNN、GRU以及混合模型是目前的研究热点。对于锂电池故障诊断,有学者提出一种基于混合注意力增强的CNN-GRU模型,在电池故障数据集上达到了98.91%的诊断准确率,比标准的CNN提高了4.21个百分点。对于辊压设备的健康预测,使用CNN-BiGRU-SA模型用自注意力机制自适应地识别出最有诊断价值的时间和频率特征。但是现有的深度学习模型训练一般需要大量的标注故障数据,而锂电制造设备的故障样本在实际生产中很少出现。迁移学习给它提供了一条可行的途径。在源域数据上预训练模型,在目标域的小样本数据上微调,可以有效地解决数据不足的问题。另外,联邦学习属于分布式学习框架,可以使得多个参与方在不共享原始数据的情况下一起对模型进行训练,给跨设备、

跨工厂的协同诊断提供了一个隐私保护方案。

2 锂电制造设备运行特性与故障机理分析

2.1 典型锂电制造设备类型与运行特性

锂电制造前道工序主要设备有涂布机、辊压机、卷绕机等,三种设备运行特点及监测要求不同。涂布机把正负极浆料均匀地涂覆在金属箔材表面,运行速度已经超过了100m/min,涂层厚度公差要求达到微米级。涂布时张力控制、烘箱温度场、涂布辊系一起工作,任何一个环节出现异常都会造成划痕、打皱、厚边等极片缺陷。因此涂布机的监测重点是涂布辊轴承状态、张力波动和烘箱温度均匀性。辊压机利用双辊挤压把涂布好的极片压实到目标厚度上,辊缝精度影响极片厚度的一致性。辊压机主传动系统为行星减速机和滚动轴承,减速机内齿轮面磨损严重或者轴承损坏属于常见的故障模式。辊压机运行时的振动信号、辊缝压力信号、温度信号等属于状态监测的主要信息来源。

卷绕机把正负极片和隔膜卷绕成电芯,对张力控制、纠偏精度要求很高。卷绕过程中出现的张力变化、极片跑偏等都会对电芯内部结构的一致性造成影响。

2.2 关键部件退化模式与故障演化机理

锂电制造设备关键部件主要是滚动轴承、齿轮箱,退化过程是渐进的、阶段性的。滚动轴承的退化一般会经过四个阶段,即初期微弱损伤阶段,故障特征频率在包络谱中慢慢浮现但幅值小;中期扩展阶段,振动信号里的故障频率及其谐波成分明显加强;晚期严重损伤阶段,时域波形里出现周期性的冲击脉冲;最后失效阶段,轴承温度急剧上升并且伴有异常噪声。润滑脂的热老化会加快轴承润滑的退化速度,锂基润滑脂在热老化时,它的抗氧化、流变、摩擦学性能逐渐变差,最后造成轴承润滑失效。齿轮箱的失效主要是由于齿面磨损、点蚀、断齿等引起的。齿轮故障的振动信号有调制特性,其频谱上出现啮合频率两侧的边频带。随着退化的程度增大,边频带的幅值以及数量都呈上升趋势。理解上面的退化模式和故障演化机理,是制订有效的监测方案、选择合适的诊断特征的前提。

3 锂电制造设备智能监测与故障诊断方法

3.1 多源传感信号预处理与特征提取

锂电制造设备的监测信号来源多种多样,有振动加速度信号、电机电流信号、温度信号、压力信号等等。多源信号同步采集和融合分析,能够很好地提高诊断的可靠性。信号预处理有三个步骤。首先,对工业现场的噪声干扰使用自适应小波包阈值降噪法,根据各个子带信号能量分布自适应地确定阈值,保留故障特征的同时抑制背景噪声。

其次,对降噪后的信号进行经验模态分解,把信号分解成若干个本征模态函数,从中提取出与故障有关的调制成分。最后,对各种信号进行时域、频域、时频域多域特征提取,时域特征有峰值、均方根值、峭度、波形因子等统计指标,频域特征有故障特征频率幅值、边频带能量比等,时频域特征用小波包变换得到各个频带的能量占比。

3.2 基于深度学习的故障诊断模型构建

本文所建立的诊断模型是用一维卷积神经网络和门控循环单元相结合的混合结构(1D-CNN-GRU)^[3]。该架构的设计思想就是用一维卷积层来提取振动信号的时间尺度上的局部时域特征模式,不用人工去设计特征,用GRU层来建模故障发展的时序规律,用它的门控机制去捕捉信号序列中长期的时间依赖性。

模型结构如图所示,输入层接收经过预处理的多通道时序信号(振动、电流、温度等),第一卷积层有64个尺寸为7的卷积核,步长为2,后面接批归一化和ReLU激活,第二卷积层有128个尺寸为5的卷积核,两卷积层后面都是最大池化层。池化之后进入GRU层,最后通过全连接层得到故障类别概率。模型使用交叉熵损失函数,优化器为Adam,初始学习率为0.001。

3.3 小样本条件下迁移学习诊断策略

锂电制造设备实际运行中,故障出现的概率很低,造成故障样本数量少。为了克服上面的问题,本文采用参数迁移的微调方法。

具体做法就是先在公开的大型轴承故障数据集上预训练一个1D-CNN-GRU模型,使模型学会一般振动信号故障特征表示的能力;然后把预训练模型的卷积层、GRU层的参数冻结,只重新训练最后的全连接分类层;最后在目标锂电设备少量实测故障数据上做微调,使模型适应目标设备的信号分布特点。另外,对于目标域和源域数据分布差异较大的情况,用域自适应的方法来约束源域和目标域在特征空间中分布的对齐,用最大均值差异损失函数来约束。

3.4 基于联邦学习的多设备协同诊断框架

规模化锂电生产中同一型号的设备分布在不同的产线或者不同的工厂,各个设备单独采集的数据由于商业保密或者数据隐私政策的原因不能集中汇总^[4]。联邦学习为此提供了解决方案,各个设备终端在本地数据上训练模型,只把模型参数更新上传到中央服务器;服务器聚合各个客户端上传的更新,得到全局模型后下发给各个客户端,迭代直到模型收敛。

本文所设计的联邦诊断框架使用FedAvg聚合算法,各个客户端本地训练3个epoch之后再上传梯度。针对各个设备工况不同造成的数据非独立同分布问题,在本地训练时加入监督对比损失,使同类故障样本在特征空间里靠近,异类样本远离,从而加强全局模型对不同工况的适应性。该框架可以保证各个产线的数据不出厂,同时又能实现不同设备之间故障诊断知识的共享以及模型性能的不断改进。

4 实验验证与性能评估

4.1 实验平台搭建与数据集构建

实验平台选取了某锂电企业的一台辊压机作为研究对象,在该辊压机的输入端轴承座以及输出端轴承座处各安装了一个PCB 352C33型加速度传感器,并且同时采集了电机驱动端的电流信号。数据采集系统为NI cDAQ-9189机箱配合NI 9234动态信号采集模块,采样频率设为25.6kHz,每次采集时长10s。数据集构建包含正常状态、轴承内圈故障、轴承外圈故障和齿轮磨损这四种状态,每个状态采集200组样本,一共800组。训练集、验证集、测试集比例为6:2:2。为了模拟小样本的情况,又建立了一个小样本测试集,每个故障状态只给20组训练样本。

4.2 故障诊断精度与鲁棒性实验

在标准的训练集上对1D-CNN-GRU进行训练,得到测试集上的诊断结果见表1。

表1 各故障类别诊断精度

故障类别	样本数	正确识别数	诊断精度(%)	召回率(%)	F1分数
正常状态	40	39	97.5	97.5	0.975
轴承内圈故障	40	40	100.0	100.0	1.000
轴承外圈故障	40	38	95.0	95.0	0.950
齿轮磨损	40	39	97.5	97.5	0.975
加权平均	160	156	97.5	97.5	0.975

从表1可以看出,本模型对四类状态的总诊断精度为97.5%,其中轴承内圈故障的诊断精度最高(100%),轴承外圈故障由于故障特征频率与转频及倍频有部分重叠,所以诊断精度较低(95.0%)。

为验证模型在不同工况下的鲁棒性,分别测试了三种转速条件(300 r/min、600 r/min、900 r/min)下的诊断性能。图1三种转速下模型诊断精度分别是96.3%、97.5%、95.8%,波动小于2个百分点,说明模型对工况变化有较好的适应性。

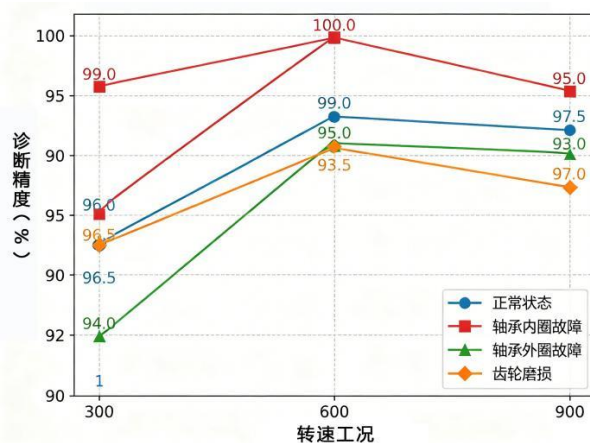


图 1 不同转速条件下各故障类别诊断精度对比

4.3 不同诊断方法对比实验

将本文方法(1D-CNN-GRU)与支持向量机(SVM)、标准 1D-CNN、标准 GRU 以及 CNN-GRU(无迁移学习)进行对比。SVM 用径向基核函数,输入特征是人工提取的 12 维时频域统计特征;1D-CNN 和 GRU 都使用和本文模型一样的网络结构参数。对比结果见表 2。

表 2 不同诊断方法性能对比

方法	诊断精度 (%)	训练时间 (s)	推理时间 (ms)
SVM (人工特征)	86.2	45.3	2.1
标准 1D-CNN	91.8	186.7	4.3
标准 GRU	90.4	203.5	5.8
CNN-GRU (无迁移)	94.5	312.4	5.1
本文方法 (1D-CNN-GRU)	97.5	298.6	5.3

本文方法的诊断精度比 SVM 高 11.3 个百分点,比标准 1D-CNN 高 5.7 个百分点,比 CNN-GRU (没有迁移)高 3.0 个百分点。虽然训练时间比单一网络要长一些,但是仍然处在工程上可以接受的范围内,推理时间满足在线监测的实时性要求(<10ms)。

4.4 消融实验与关键参数敏感性分析

为了验证各个模块的贡献,做了消融实验,即去掉 GRU 层、去掉 1D-CNN 层、去掉迁移学习预训练、去掉多源信号融合。结果表明完整模型的诊断精度为 97.5%,去除 GRU 层之后精度下降到 91.8%,去除 CNN 层之后精度下降到 90.4%,说明 CNN 和 GRU 的协同作用是模型性能的重要因素,去除迁移学习预训练之后,在小样本情况下精度降低到 89.7%,证明了迁移学习策略在小样本场景中有效,去除多源信号融合之后精度降低到 93.2%,说明多源传感信息的互补融合可以提高诊断的可靠性。

5 结束语

本文根据锂电制造设备智能监测和故障诊断的实际

需要,对信号预处理、特征提取、深度诊断模型构建、小样本迁移学习、联邦协同诊断等全部技术链路进行了系统的探究。从研究中可以看出,锂电制造设备故障发展具有渐进性、多模态的特点,主要的故障有轴承磨损、齿轮损坏等,振动信号和电流信号的多源融合监测可以对主要部件的退化进行全方位的监测。提出了一种基于 1D-CNN、GRU 混合的辊压机轴承故障诊断模型,对于给出的数据集的诊断准确率为 97.5%,比传统的 SVM 等传统方法提高了很多,说明深度学习端到端特征学习可以有效地用于锂电设备的故障诊断。迁移学习策略把小样本条件下诊断准确率从 89.7%提高到 97.5%,很好地解决了工业场景下故障样本少的实际问题,联邦学习框架给多产线、多工厂的协同诊断提供了一条数据隐私保护的可行途径。后续的研究会继续探究把诊断模型同数字孪生技术融合起来,从而达到对设备退化进程的虚拟镜像以及超前预知的目的,而且还会努力减轻模型结构的重量,缩减边缘部署的算力消耗,在更多的锂电制造设备上检验方法的适用情况。

[参考文献]

- [1]束庆宇.基于自监督学习的辊压机轴承故障诊断方法[J].重庆工商大学学报(自然科学版),2025,42(6):72-77.
 - [2]金明月,陶为戈,侯虎,等.基于故障树和贝叶斯网络的锂电池模组产线故障诊断方法研究[J].国外电子测量技术,2023,42(6):156-162.
 - [3]谢欣兵,杨凯悦,杜晓钟.锂电池极片辊压过程力学行为与结构[J].储能科学与技术,2024,13(5):1699-1706.
 - [4]杨林林.高速、高精智能化锂电池涂布机关键技术研究[J].现代制造技术与装备,2024,60(8):103-106.
- 作者简介:符顺露(1995—),男,汉族,海南儋州市人,初级工程师,2017 年 6 月毕业于吉林长春大学,从事机械工程专业,本科,目前主要从事锂电设备方向工作。