

人工智能技术在交流异步电机故障诊断中的应用

姚 鹏

(上海电机系统节能工程技术研究中心有限公司, 上海 200063)

摘 要: 电机是实现电能转换的核心设备, 用于驱动各种生产设备, 其连续安全运行直接影响着国民经济及社会发展。异步电机应用广泛, 运行工况多样, 其故障诊断备受关注。对异步电机故障诊断的重要性以及存在的主要问题进行了分析, 总结研究了近年来人工智能技术应用于该领域的最新进展, 并提出了后续关注的重点方向和工作。

关键词: 异步电机; 故障诊断; 人工智能

中图分类号: TM343 文献标志码: A 文章编号: 1673-6540(2022)04-0001-09

doi: 10.12177/emca.2022.003

Application of Artificial Intelligence Technology in Fault Diagnosis of AC Asynchronous Motor

YAO Peng

(Shanghai Engineering Research Center of Motor System Energy Saving Co., Ltd., Shanghai 200063, China)

Abstract: Motor is the core equipment of electric energy conversion. It is used to drive various production equipment. The safe and continuous operation of motor directly affects the national economy and social development. Among different kinds of motors, asynchronous motors have wide applications and are operated under different conditions, so the fault diagnosis of asynchronous motors have attracted much attention. The importance and main problems of fault diagnosis of asynchronous motors are summarized, and the artificial intelligence technology of fault detection in this field in recent years is discussed detailedly. The key directions and work in the near future are also put forward.

Key words: asynchronous motor; fault diagnosis; artificial intelligence

0 引 言

电机是电能特性变化的核心装备, 用于驱动各类机械与电气设备, 如核反应堆的冷却系统、煤矿的通风系统等。随着交流调速技术的发展, 异步电机以其简单的结构、较高的性价比和较好的调速性能等优势在传动领域也占有了重要位置。电机一般处于长时间连续运转状态, 其故障的精确分析、诊断和预测对工业生产安全、精益生产及制造智能化发展均有重要意义。

电机故障诊断相关研究已经历了长时间的发

展。国际上成立了研究电机故障的相关组织——国际自动控制联合会(IFAC)。该组织开创了一套完备的故障诊断与检测(FDD)技术, 并且每三年举行一次会议, 研讨故障检测新技术。美国电气与电子工程师协会(IEEE)成立了专门的工作组研究电机的故障诊断问题, 并主办“故障预测与系统健康管理国际会议”。中国机械工程学会设备与维修工程分会等机构也组织了相关领域的研究, 并召开“全国设备监测诊断与维护学术会议”等开展相关技术研讨及交流。

异步电机不仅应用广泛, 而且大多数故障诊

收稿日期: 2022-01-14; 收到修改稿日期: 2022-03-10

作者简介: 姚 鹏(1981—), 女, 硕士, 高级工程师, 研究方向为电机及其系统节能产品研发。

断方法可以简单地直接使用或适用于其他类型的旋转电机,甚至用于线性驱动器或发电机。因此,本文重点针对异步电机故障诊断的最近技术发展情况进行分析和研究。

1 异步电机故障诊断方法简述

异步电机运行工况多样,运行状态涉及的知识领域较多,有电路、磁路、绝缘、机械系统等,故障种类较多。若异步电机的绕组、绝缘等发生故障,初期故障特征不明显,很容易被忽略,长期运行后会导致转子接地、绕组烧损、电机温升升高,进而导致更大的故障发生。因此,电机故障的诊断、预测和精准定位一直是行业研究的热点。目前异步电机故障诊断方法主要分成三大类:(1)建立故障模型等基于数学模型的方法;(2)基于电流、磁通、振动等信号分析的方法;(3)基于人工智能技术的方法,也是当下最流行的电机故障诊断方式。异步电机故障诊断方法体系如图1所示。

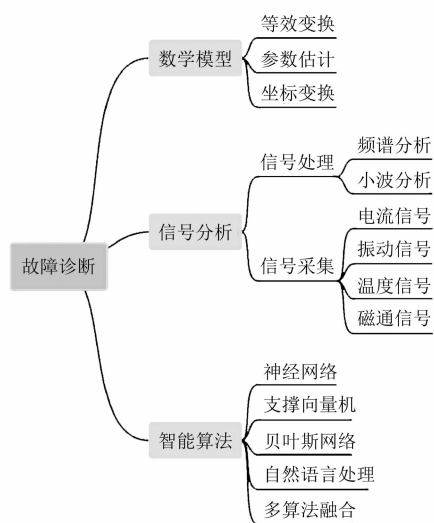


图1 异步电机故障诊断方法体系

2 基于数学模型的故障诊断方法

建立数学模型的诊断方法最早用于电机故障诊断。该方法主要通过有限元建立健康电机的精准模型,或通过空间向量分析等模拟故障电机模型数据,然后在相同条件下,比较实测数据与模型数据的偏差。Kliman 等^[1-3]提出了异步电机故障新模型来判断绕组等故障及其严重程度。吴立

泉等^[4]采用扩展 Park 矢量法分析电机定子电流故障频谱,在此基础上利用参数辨识和滑窗技术得到电机等效参数变化曲线,通过辨识曲线特征可诊断电机故障。这些方法都需要建立非常精确的电机模型。工程实践中缺乏电机设计参数,而且电机实际模型和数学模型仍会存在一定的差距。

3 基于信号分析的故障诊断方法

电机发生故障时,往往会造成定子三相电流不对称、振动、磁通异常等。因此,基于信号的处理和识别进行电机故障诊断也是一条重要的技术路线,主要通过采集电机运行的电流、振动等信号,并对这些信号进行傅里叶频谱分析、快速傅里叶变换、小波分解、自适应时频分析、高阶谱分析等处理,以提取特征信号,用于故障的分析和诊断。近年来比较活跃的技术包括以下几种:研究较多的电机电流特征分析(MCSA)方法,主要检测电流的频率成分来确定故障特征,该方法已出现了多种方案改进^[5-8];Henao 等^[9-13]通过漏磁通测量电机绕组和断条故障,提出了利用磁通传感器进行异步电机匝间短路、断条故障检测的方法;振动信号分析技术以及多信号融合技术的应用^[14-15],同时利用多个故障特征、噪声信号频率和基波电流频率进行诊断,以提高诊断的可靠性。

4 基于智能算法的故障诊断方法

基于数学模型和信号分析的方法进行电机故障诊断,可控性和可测性受多种因素影响,易造成电机故障诊断的随机性、模糊性和不确定性,且存在对专业知识要求高等问题。随着新一代信息技术如模糊逻辑、神经网络、深度学习、自然语言处理等技术与制造业的深度融合,可实现电机在线运行状态的大数据量、非结构化的实时采集、处理和分析,建立相应的输入/输出映射关系,而不需要建立精确的数学模型,为故障辨识提供了全新的技术方案。这也是最近几年异步电机故障诊断领域的研究热点。

4.1 基于支持向量机的方法

支持向量机(SVM)是一种基于结构风险最小化理论的有监督的机器学习方法。基于 SVM 进行电机故障诊断,主要通过异步电机故障状态(匝间短路、偏心、正常)下的原始信息(电机参

数、运行时的电流和振动信号等),构成故障数据与正常数据样本集。对采集到的信号进行预处理及多维特征值的提取及样本归一化;然后选择训练样本和测试样本,将训练样本送入 SVM 模型进行训练,并选择使结果最优的核函数及参数形成最终的故障分类模型。基于 SVM 的电机故障诊断流程如图 2 所示。

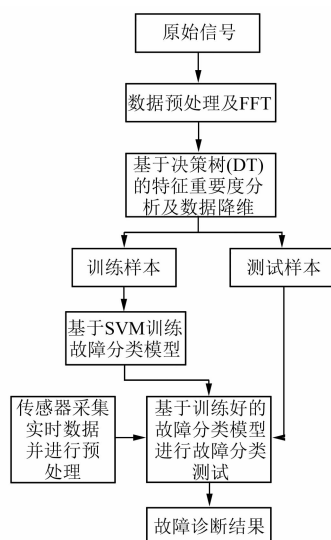


图2 SVM故障诊断主要流程

SVM 用于模式识别领域中,选择不同的核函数将获得不同的效果,目前很多学者仍在探索更优的核函数。张行等^[16-19]对 SVM 核函数进行了创新,选择了基于径向基函数(RBF)的 SVM 进行电机故障诊断,可实现单一故障识别及多故障同时识别。李伟伟等^[20]提出了基于改进的多类最小二乘支持向量机(LS-SVM)的异步电机转子故障诊断方法,所需样本较少,识别率高,可有效识别电机故障。但该方法计算过程中有庞杂的矩阵求逆运算。陈义等^[21]针对这一问题提出了改进粒子群优化的多类 LS-SVM 电机故障识别算法,依据种群收敛程度与个体自适应值调整惯性权重,构造 4 个改进粒子群的多类 LS-SVM 分类器,识别电机 4 类故障,可有效降低矩阵求逆运算数据的复杂度,提升训练速度。

4.2 基于神经网络的方法

浅层神经网络无需建立精确的数学模型便能够自适应学习特征,避免了由人为干预带来的不确定性和复杂性,但其存在梯度衰减、过度拟合、

局部最小、需要丰富的先验知识等缺点^[22-23]。因此,近年来很多学者基于深度神经网络方法,具体包括卷积神经网络(CNN)、对抗神经网络(GAN)等深度学习(DL)技术,开展特征提取和故障诊断分类的研究。

CNN 是一种典型的前馈神经网络,具有局部感知和权值共享的特点,可大大减少网络参数的数量,减少网络中相邻层的连接数和网络运算的复杂度,降低对计算硬件的要求,提高网络的计算速度,能够在一定程度上避免网络产生过拟合。CNN 在电机故障诊断中的应用越来越多,主要用于特征提取和识别分类^[24-27]。目前研究的热点主要是通过傅里叶变换、多参数采集、能量熵的应用等提高采集样本质量或优化模型,提高网络的鲁棒性与稳定性^[28-29]。文献[30]考虑了不同电机故障的振动信号有所不同,在 CNN 架构中应用了一个多维度的核算法,提出了一种改进的递进优化级联 CNN 方法,获得了较好的性能。文献[31]提出了一种基于深度 CNN(DCNN)的多信号异步电机故障检测方法,同时从振动、电流等多种传感器中采集信号并进行小波变换转换为时频分布(TFD),然后利用 DCNN 学习 TFD 图像的判别。其训练过程的主要流程如图 3 所示。与单信号输入相比,多信号输入模型具有更准确、更稳定的性能,更有利于异步电机故障的准确识别。文献[32]针对变频环境下异步电机故障时定子电流信号非平稳的问题,提出了一种基于互补集合经验模态分解(CEEMD)与 CNN 结合的异步电机故障诊断方法,使用排列熵和样本熵作为判断有效本征模态函数(IMF)信号的依据,将选择出来

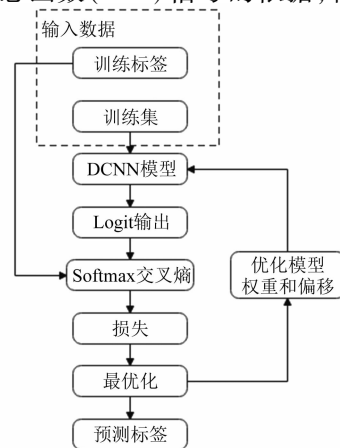


图3 DCNN模型训练过程

的 IMF 信号重构,多组重构后的数据组成数据集,通过一维 CNN 进行训练和分类诊断。

基于神经网络的方法,模型训练需要大量故障数据,但实际工程中缺乏相关数据,而且传统的故障诊断模型泛化能力较弱,其诊断效果随着工作条件的变化会有所下降。很多学者开展了少样本模型训练的研究。文献[33]将残差网络(ResNet,其结构见图4)用于特征提取,简化了模型的训练过程,提高了训练效率和故障检测精度,同时结合深高斯过程,形成故障的观测和预测的联合先验分布,对于不同工况只需要重新计算后验分布,不需要更新模型参数,提高了电机故障诊断小样本数据模型的训练能力。文献[34]构造了一种残差结构的卷积神经网络模型,采集了电机的三相端电流信号及母线端电流信号等,通过对负载转矩的控制采集电机在正常状态、匝间短路、转子退磁三类状况下的数据,将数据制作成数据集然后利用深度残差网络进行模型的训练,有效提升了训练能力。文献[35]将半监督生成对抗网络(SSGAN)与小波变换相结合,首先采用小波变换将一维的振动信号转化为二维时频图像,然后将二维时频图像输入SSGAN模型,在标记样本较少的情况下实现了故障诊断。徐林等^[36]也利用半监督学习和GAN相结合,提出了一种基于改进GAN的滚动轴承故障诊断方法,以振动信号作为主要依据,结合连续小波变换处理非平稳信号的能力和SSGAN处理和识别图像的功能,在SSGAN的基础上引入条件模型并对损失函数进行优化,指导生成器和判别器的训练。与其他主流诊断方法相比,连续小波变换与改进GAN结合的故障诊断方法能达到较高的训练准确度,如图5所示。深度学习在嵌入式或移动设备中用于故障诊断时受限于硬件资源,但又需要较高的效率和精度。田勇等^[37]针对此类应用需求,提出基于轻量级卷积神经网络的电机滚动轴承故障诊断方法。先对滚动轴承的振动信号数据集进行连续小波变换,生成固定尺寸的时频图,由此生成数据集输入网络进行训练。测试结果表明,所生成的故障诊断预测网络模型具有较高的识别精度和识别速度,准确率达到99%。通过验证噪声对网络的影响,表明所使用的网络具有较好的鲁棒性和泛化能力。

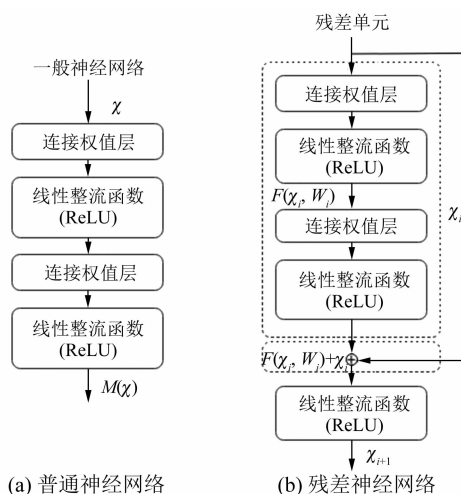


图4 普通神经网络和残差神经网络结构对比

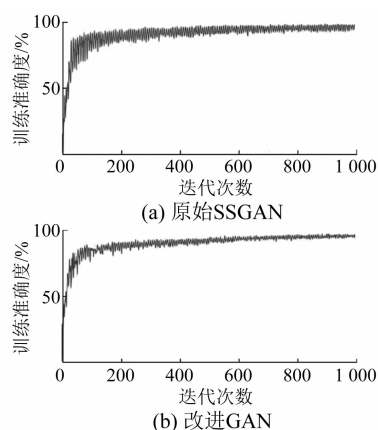


图5 训练准确度曲线

4.3 基于贝叶斯网络的方法

贝叶斯网络(BN)是一种不确定性因果关联模型。对于解决复杂系统不确定因素引起的故障分析问题,BN具有算法简单、精度高、速度快的优势,因此这类方法更适合具有大量目标的数据系统^[38]。通过加权朴素贝叶斯、单一朴素贝叶斯等模型优化,BN在电机轴承故障和复杂电机系统(风力发电、轮毂电机系统等)中得到了很好的应用^[39-43],对异步电机故障诊断也具有一定的参考价值^[44]。

BN结构学习是构建模型的关键,结合一些搜索算法和信号提取技术,将提升模型的能力。赵月南等^[45]通过希尔伯特变换对定子电流信号边界信号进行特征提取,然后通过改进后的BN诊断模型进行诊断。他们采用的分类器结构如图6

所示。改进的 BN 诊断模型采用了启发式布谷鸟搜索算法学习各节点间的依赖关系,采用 Levy 飞行机制优化搜索路径,提高了搜索效率,并在布谷鸟搜索算法中引入了竞争机制,提高了 BN 结构学习效果。同时,他们还比较了运用爬山算法和最大权重生成树算法得到的 BN 分类器的效果,证实了采用布谷鸟搜索算法优化后的 BN 能够克服传统电流频谱方案抗干扰能力差、误判率高的问题。李仲兴等^[46]提出了一种基于 BN 和改进 Dempster-Shafer 证据理论(DST)的轮毂电机故障诊断方法,分析不同工况下轮毂电机振动和噪声信号的变化特征作为 BN 的振动和噪声故障的后验概率,再利用基于熵权法的改进 DST 对振动和噪声故障的后验概率进行融合,能够有效解决证据体间的冲突问题。张明明等^[47]将高速动车电机机组作为一个整体,综合考虑了电机本体故障、冷却风机故障、传感器故障、环境因素(如电机有异物、吊座磨损等),通过先验知识建立了包括 27 种故障的机组故障树模型,并将故障树模型估计的结果作为 BN 各节点的概率,将具有连接关系的相邻节点故障频次的比值作为连接强度,进行机组故障分类模型的训练。

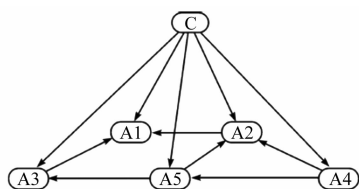


图6 改进型贝叶斯网络分类器结构

文献[48]融合了多种传感器数据,提出了将 BN 和主成分分析(PCA)相融合的电机定子故障诊断方法。首先将故障特征进行分类,如振动、定子和机座之间的故障、绝缘、绕组短路等,针对每种故障特征又进行了故障原因分类,如振动故障的原因有磁场不平衡、供电不平衡、过载等,绝缘故障的原因有绕组插入时绝缘损坏、频繁启动、温升过高等;然后对采集到的电机在加载条件和运行状态下的声音、振动、电信号进行 PCA 提取,再结合两层 BN(见图 7,其中数字为故障分类和原因代码)进行诊断,比单纯的 BN 具有更好的鲁棒性。

4.4 基于自然语言处理的方法

自然语言处理(NLP)经典的是 word2vec 和

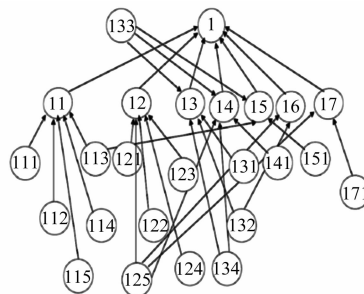


图7 定子故障预测的贝叶斯网络模型

GloVe 之类的语言模型^[49-50],将词汇进行向量化,通过在大型未标记文本数据上进行预训练来让模型学习语言表示的要求,可以定量地分析和挖掘词汇之间的联系,通过训练获取一些成熟的知识 and 结论。近年来有学者开始研究基于自然语言模型的训练方法用于电机故障诊断^[51-52],将传统的电机故障知识诊断方法与当下流行的 NLP 模型架构结合起来,从公开的期刊、标准、客户数据等得到较为完整的电机故障诊断知识,进行大量语料的无监督训练,为故障诊断任务学习大量的先验的语言、句法、词义等信息,构造故障知识库,适用于缺乏全面的专业知识和数据的场景。

谷歌人工智能(AI)团队提出的 BERT (Bidirectional encoder representations from transformers)模型是当下 NLP 最为流行的一种模型,是经典的双向自注意力模型,具有较高的准确率和召回率,可以捕获单词之间的上下文关系,在多项任务中取得优异成绩^[53]。文献[54]运用该模型作为预训练模型,通过爬虫技术采集公开的期刊数据中对相关电机故障的描述,从中提取出关键知识,包括故障描述、故障元件、故障原因、故障解决方式及原文阐述,其中一部分数据用作训练集对 BERT 模型进行训练,另一部分数据用于验证,形成较为完备的故障知识库和知识图谱,可以对相关电机故障进行专业性指导。模型的准确率和召回率与模型层数的关系如图 8 所示。随着模型复杂度的上升,准确率和召回率逐步提升,在模型为 8 层时,两个参数相对结果较高,随后由于过拟合的原因,随着层数增加,准确率和召回率下降,即 8 层为模型的最优层数。该文献虽然聚焦的是发电机的故障诊断,但其方法同样适用于异步电机,是一次非常有益的探索。

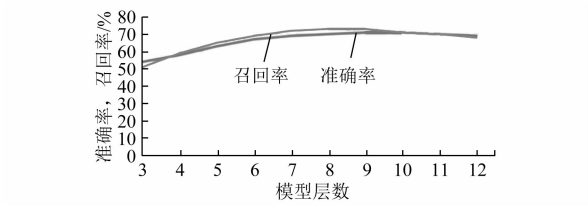


图 8 模型的准确率和召回率与模型层数的关系曲线

4.5 其他算法

除上述算法外,深度置信网络 (DBN)^[55-57]、自编码网络 (AE)^[58-59]、基于长短时记忆 (LSTM) 的循环神经网络 (RNN)^[60-61] 等也被尝试用于电机故障诊断和分析,这些算法有的是在神经网络的基础上进行拓展,有的是将几种智能算法加以融合或是将工业机理模型和智能算法进行融合,以寻求更为精确和适于工程推广的方法。

文献[62]提出了一种基于卷积 LSTM 网络贝叶斯优化 (BO-CLSTM) 的电机轴承故障诊断算法。该方法基于轴承原始振动信号进行训练,结合了贝叶斯优化 (BO)、LSTM 和 CNN 的卷积层。算法流程如图 9 所示。首先通过振动传感器采集电机运行时的正常和故障信号,分为训练集和测试集,然后建立 BO 算法结构进行模型的训练。该方法节省了人工调节超参数的大量工作量,具有良好的抗噪声能力,实现了真正的端到端电机轴承故障诊断。其准确率如图 10 所示。文献[63]提出了一种基于改进的实数模糊推理尖峰神经网络系统 (rMFRSNPS) 的电机故障分析方法,提出了三种推理算法:脉冲值推理算法、正向故障预测推理算法和反向外推故障诊断推理算法,以发生概率预测传播路径,用于电机的故障预测和溯源故障诊断,取得了较好的效果。

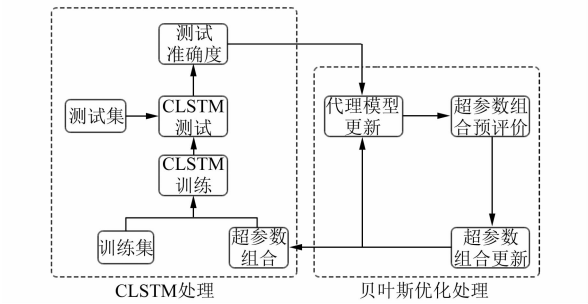


图 9 贝叶斯优化 CLSTM 流程图

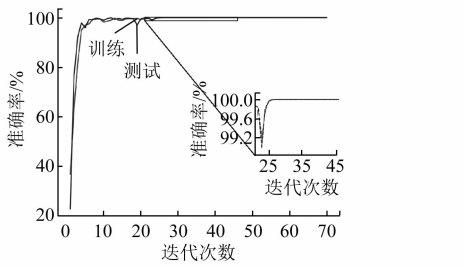


图 10 贝叶斯优化 CLSTM 准确率

5 结 语

异步电机虽然结构简单,但其故障起因和故障征兆往往具有多元性,由于实施困难、成本高、数据有限等各种原因,目前的故障诊断方法还缺乏通用性,故障定位及故障严重程度无法量化评价。电机故障诊断的工程应用及推广中还存在很多问题需要突破。

(1) 需要增强故障预警能力。国际标准 IEC TS 60034-31:2021 Ed.2 《节能电动机包括变速电动机应用的选择和使用导则》中提到在连续运行工况下电机本身成本几乎可以忽略不计,而由电机的意外故障引起的不必要的停机将造成更大的损失,应考虑电机预测性维护。目前很多算法和技术基于故障信号进行分析和判断,对电机寿命预测和分析、健康情况趋势判断等还缺乏模型和经验。需要对电机故障预警加大研究力度,借助对电机运行状态的预测和分析来预防故障性停机更具有工程价值。

(2) 需要提高故障辨识的准确性。电机轻微故障时的运行状态与正常时的相比偏差较小,故障特征不明显。而且电机故障很容易受电网波动、负荷周期性波动等信号的影响,还涉及到小信号提取和分析,特征信号的精准提取和分析对于故障辨识具有重要意义。引入人工智能技术后带来的高密度大样本数据压缩、小样本数据扩充方法等又对故障辨识的准确性提出了更高的要求。

(3) 需要建立电机故障数据集。国内从事电机故障诊断的研究机构较多,但还未形成产业生态。当前随着工业互联网和人工智能技术的不断发展,亟需建立不同类型电机、不同应用场景下的电机故障数据集,为开展电机故障诊断技术研究提供重要支撑。

(4) 需要降低工程实施难度。电机使用场合较为丰富,复杂的监测装置和算法、较高的价格等都是电机故障诊断工程化应用的瓶颈。一方面要寻求非接触传感、非侵入式监测技术的应用以及高集成传感器的开发,另一方面要寻求少数据强化学习方法的应用,降低电机故障诊断、预警对系统软硬件的要求和工程化应用难度,为电机安全运行提供支撑。

总而言之,工业机理模型与人工智能技术的融合仍将是异步电机故障诊断领域的研究热点。

【参考文献】

- [1] KLIMAN G B, PREMIERLANI W J, KOEGL R A, et al. Sensitive on-line turn-to-turn fault detection in AC motors[J]. Electric Machines and Power Systems, 2000, 28(10): 915.
- [2] 阳同光,蒋新华,付强. 瞬时功率频谱分析在牵引电机转子故障诊断的应用研究[J]. 电机与控制学报, 2012, 16(10): 95.
- [3] DUAN F, ŽIVANOVIĆ R. Condition monitoring of an induction motor stator windings via global optimization based on the hyperbolic cross points[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2015, 62(3): 1826.
- [4] 吴立泉,刘永强,梁兆文. 一种感应电机转子断条早期故障诊断方法[J]. 电机与控制应用, 2019, 46(9): 101.
- [5] THOMSON W T, FENGER M. Current signature analysis to detect induction motor faults[J]. IEEE Industry Application Magazine, 2001, 7(4): 26.
- [6] MENDES A M, ABADI B A, CRUZ S M. Fault diagnostic algorithm for three-level neutral point clamped AC motor drives based on the average current Park's vector[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2016, 63(3): 1771.
- [7] LOPEZ-RAMIREZ M, RODRIGUEZ-DONATE C, LEDESMA-CARRILLO L M, et al. Walsh-Hadamard domain-based intelligent online fault diagnosis of broken rotor bars in induction motors[J/OL]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2022, doi:10.1109/TIM.2022.3141152.
- [8] 盛玉霞,肖翔,柴利. 鼠笼式异步电机转子故障程度诊断方法[J]. 控制工程, 2021, 28(1): 149.
- [9] HENAO H, DEMIAN C, CAPOLINO G A. A frequency-domain detection of stator winding faults in induction machines using an external flux sensor[C]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2003, 39(5): 1272.
- [10] ROMARY R, CORTON R, THAILLY D, et al. An online universal diagnosis procedure using two external flux sensors applied to the AC electrical rotating machines[J]. Sensors, 2010, 10(11): 10448.
- [11] PUSCA R, DEMIAN C, MERCIER D, et al. An improvement of a diagnosis procedure for AC machines using two external flux sensors based on a fusion process with belief functions[C]. 38th Annual Conference on IEEE Industrial Electronics Society (IECON 2012).
- [12] IRHOUMAH M, PUSCA R, LEFEVRE E, et al. Detection of the stator winding inter-turn faults in asynchronous and synchronous machines through the correlation between harmonics of the voltage of two magnetic flux sensors[J]. IEEE Transactions on Industry Application, 2019, 55(3): 2682.
- [13] PUSCA R, ROMARY R, TOUTI E, et al. Procedure for detection of stator inter-turn short circuit in AC machines measuring the external magnetic field[J]. Energies, 2021, 14(4): 1132.
- [14] CHOI S, PAZOUKI E, BAEK J, et al. Iterative condition monitoring and fault diagnosis scheme of electric motor for harsh industrial application[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2015, 62(3): 1760.
- [15] PONS-LLINARES J, ANTONINO-DAVIU J A, RIERA-GUASP M, et al. Advanced induction motor rotor fault diagnosis via continuous and discrete time-frequency tools[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2015, 62(3): 1791.
- [16] 张行,朱树先. 支持向量机分类法在异步电机故障诊断中的应用[J]. 苏州科技大学学报(工程技术版), 2019, 32(2): 70.
- [17] 张永强,马宪民,梁兰. 基于 RBF 的模糊积分多传感器数据融合的刮板输送机电机故障诊断[J]. 西安科技大学学报, 2016(2): 271.
- [18] 左志文. 基于 HHT 和 RBF 神经网络的异步电动机故障诊断的研究[D]. 太原:太原理工大学, 2015.
- [19] 万书亭. 基于最小二乘支持向量机和机电综合特征的发电机故障诊断[J]. 中国工程机械学报, 2009, 7(1): 80.
- [20] 李伟伟,王莉,张琳,等. 基于改进 LS-SVM 的异步

- 电机转子故障诊断[J]. 火力与指挥控制, 2016, 41(2): 136.
- [21] 陈义,郭香蓉,王世峰. 改进粒子群优化的多类 LS-SVM 电机故障识别算法[J]. 软件导刊, 2021, 20(4): 81.
- [22] 毛健,赵红东,姚婧婧. 人工神经网络的发展及应用[J]. 电子设计工程, 2011, 19(24): 62.
- [23] 郑晓飞,郭创,姚斌,等. 基于深度学习的航空传感器故障诊断方法[J]. 计算机工程, 2017, 43(7): 281.
- [24] CHEN Z Q, LI C, SANCHEZ R V. Gearbox fault identification and classification with convolutional neural networks [J]. Shock and Vibration, 2015, 2015: 390134.
- [25] XIA M, LI T, XU L, et al. Fault diagnosis for rotating machinery using multiple sensors and convolutional neural networks [J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2018, 23(1): 101.
- [26] LIU G J, YIN Z Z, JIA Y J, et al. Passenger flow estimation based on convolutional neural network in public transportation system [J]. Knowledge-Based Systems, 2017, 123: 102.
- [27] 王惠中,贺珂珂,房理想. 深度学习在电机故障诊断中的应用研究[J]. 计算机仿真, 2019, 36(10): 423.
- [28] 王丽华,谢阳阳,周子贤,等. 基于卷积神经网络的异步电机故障诊断[J]. 振动测试与诊断, 2017, 37(6): 1208.
- [29] 张朝林,范玉刚. CEEMD 与卷积神经网络特征提取的故障诊断方法研究[J]. 机械科学与技术, 2019, 38(2): 178.
- [30] LIU R, WANG F, YANG B, et al. Multiscale kernel based residual convolutional neural network for motor fault diagnosis under nonstationary conditions [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2020, 16(6): 3797.
- [31] SHAO S, YAN R, LU Y, et al. DCNN-based multi-signal induction motor fault diagnosis [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2020, 69(6): 2658.
- [32] 黄向慧,田坤臣,荣相,等. 变频环境下异步电机故障诊断方法[J/OL]. 机床与液压, [https://kns.cnki.net/kcms/detail/44.1259. TH. 20210916. 0937. 002. html](https://kns.cnki.net/kcms/detail/44.1259.TH.20210916.0937.002.html).
- [33] CHEN J, HU W, CAO D, et al. Gaussian process kernel transfer enabled method for electric machines intelligent faults detection with limited samples [J]. IEEE Transactions on Energy Conversion, 2021, 36(4): 3481.
- [34] 董一汉,朱建光. 基于神经网络的无刷直流电机故障诊断研究[J]. 电脑知识与技术, 2021, 17(30): 110.
- [35] LIANG P, DENG C, WU J, et al. Intelligent fault diagnosis via semisupervised generative adversarial nets and wavelet transform[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2020, 69(7): 4659.
- [36] 徐林,郑晓彤,付博,等. 基于改进 GAN 算法的电机轴承故障诊断方法[J]. 东北大学学报(自然科学版), 2019, 40(12): 1679.
- [37] 田勇,董国贵. 基于轻量级 CNN 的电机轴承故障诊断研究[J]. 齐齐哈尔大学学报(自然科学版) 2022, 38(1): 11.
- [38] KHAKZAD N. Safety analysis in process facilities: comparison of fault tree and Bayesian network approaches [J]. Reliability Engineering & System Safety, 2011, 96(8): 925.
- [39] RUI M E, WLODARCZYK T W, RONG C, et al. Bayesian networks for fault detection under lack of historical data [C] // 2009 10th International Symposium on Pervasive Systems Algorithms and Networks (ISPAN), 2009: 732.
- [40] 李俭川. 贝叶斯网络故障诊断与维修决策方法及应用研究[D]. 长沙:国防科学技术大学, 2002.
- [41] 舒一飞,郭汶昇,樊博,等. 基于实例和属性加权朴素贝叶斯的电气故障分类研究[J/OL]. 计算机测量与控制, [https://kns. cnki. net/kcms/detail/11. 4762. TP. 20220111. 1954. 032. html](https://kns.cnki.net/kcms/detail/11.4762.TP.20220111.1954.032.html).
- [42] 郭树强,黄蕊,李卿. 改进加权朴素贝叶斯的软件缺陷预测算法[J]. 控制工程, 2021, 28(3): 600.
- [43] LAKEHAL A, RAMDANE A. Fault prediction of induction motor using Bayesian network model [C] // 3rd International Conference on Electrical and Information Technologies ICEIT, 2017.
- [44] LAKEHAL A, RAMDANE A. A Bayesian network tool for improving the fault prediction of electrical asynchronous machine [C] // 2017 58th International Scientific Conference on Power and Electrical Engineering of Riga Technical University (RTUCON), 2017.
- [45] 赵月南,林峰,金通. 采用布谷鸟算法的贝叶斯网络在异步机故障诊断中的应用[J]. 机电工程,

- 2016, 33(2): 226.
- [46] 李仲兴, 秦霞, 薛红涛. 基于 BN 和改进 DST 的轮毂电机故障诊断方法[J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2021, 49(8): 27.
- [47] 张明明, 张合生, 刘洋, 等. 基于故障树与贝叶斯网络的高速动车电机组早期故障率估计[J]. 北京交通大学学报, 2021, 45(6): 51.
- [48] STIEF A, OTTEWILL J R, BARANOWSKI J, et al. A PCA and two-stage Bayesian sensor fusion approach for diagnosing electrical and mechanical faults in induction motors[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2019, 66(12): 9510.
- [49] MIKOLOV T, SUTSKEVER I, CHEN K, et al. Distributed representations of words and phrases and their compositionality [J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2013, 26: 3111.
- [50] SARIKAYA R, HINTON G E, DEORAS A. Application of deep belief networks for natural language understanding[J]. IEEE/ACM Transactions on Audio Speech & Language Processing, 2014, 22(4): 778.
- [51] WEN J. Structure regularized bidirectional recurrent convolutional neural network for relation classification [EB/OL]. arXiv Computation and Language (cs.CL), arxiv:1711.02509v1 [cs.CL] (2017-11-06). doi:10.48550/arXiv.1711.02509.
- [52] 陈勇, 王昌明. 基于自然语言理解的故障诊断方法研究[J]. 计算机测量与控制, 2012, 30(3): 610.
- [53] SOUAG A, SALINESI C, MAZO R. A security ontology for security requirements elicitation [C] // Lecture Notes in Computer Science, 2015, 8978: 157.
- [54] 梁坤. 基于 BERT 模型的电机故障知识众包采集系统设计与实现[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2020.
- [55] TAMILSELVAN P, WANG P. Failure diagnosis using deep belief learning based health state classification[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2013, 115: 124.
- [56] TRAN V T, ALTHOBIANI F, BALL A. An approach to fault diagnosis of reciprocating compressor valves using Teager-Kaiser energy operator and deep belief networks [J]. Expert Systems with Applications, 2014, 41(9): 4113.
- [57] LI C, SANCHEZ R V, ZURITA G, et al. Gearbox fault diagnosis based on deep random forest fusion of acoustic and vibratory signals [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2016, 76/77: 283.
- [58] WEN L, GAO L, LI X Y. A new deep transfer learning based on sparse auto-encoder for fault diagnosis[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2019, 49(1): 136.
- [59] WANG B, SHEN C, YU C, et al. Data fused motor fault identification based on adversarial auto-encoder [C] // 2019 IEEE 10th International Symposium on Power Electronics for Distributed Generation Systems (PEDG), 2019.
- [60] ZHANG B, ZHANG S H, LI W H. Bearing performance degradation assessment using long short-term memory recurrent network [J]. Computers in Industry, 2019, 106: 14.
- [61] KIZITO R, SCRUGGS P, LI X, et al. Long short-term memory networks for facility infrastructure failure and remaining useful life prediction [J]. IEEE Access, 2021, 9: 67585.
- [62] LI Z, WANG Y, MA J. Fault diagnosis of motor bearings based on a convolutional long short-term memory network of Bayesian optimization[J]. IEEE Access, 2021, 9: 97546.
- [63] HUANG Z, WANG T, LIU W, et al. A fault analysis method for three-phase induction motors based on spiking neural P systems complexity [J/OL]. Complexity, 2021, doi: 10.1155/2021/2087027.