

文章编号: 1671-251X(2022)05-0015-06

DOI: 10.13272/j.issn.1671-251x.2022020024

# 矿用逆变器功率器件故障预测与健康 管理技术现状及展望

李红岩<sup>1</sup>, 杨朝旭<sup>1</sup>, 荣相<sup>2,3</sup>, 史晗<sup>2,3</sup>, 王越<sup>2,3</sup>, 刘宝<sup>1</sup>, 王磊<sup>1</sup>

(1. 西安科技大学 电气与控制工程学院, 陕西 西安 710054; 2. 中煤科工集团常州研究院有限公司, 江苏 常州 213015; 3. 天地(常州)自动化股份有限公司, 江苏 常州 213015)

**摘要:** 矿用逆变器功率器件故障预测与健康(PHM)技术通过对监测数据分析处理, 能够提取信号特征、定位功率器件开路故障位置、预测功率器件寿命, 提高矿用逆变器安全性和可靠性。详细介绍了 PHM 技术中信号特征提取方法(主要包括坐标变换法、频谱分析法、小波分析法、经验模态分解法)、功率器件开路故障诊断方法(主要包括状态估计法、神经网络法、支持向量机法)、功率器件寿命预测方法(主要包括解析模型法、物理模型法、数据驱动法)的原理及研究现状。分别从实现难度、时效、抗扰性、准确度和数据需求量 5 个方面对上述各方法进行了比较。针对目前信号特征提取方法单一、矿用逆变器多功率器件开路故障、基于数据驱动法的功率器件寿命预测未能考虑逆变器变工况条件等问题, 提出了矿用逆变器功率器件 PHM 技术的研究方向, 包括多方法融合的信号特征提取、基于智能算法的多功率器件开路故障诊断、容错控制和健康管理、变工况下功率器件寿命预测。

**关键词:** 矿用逆变器; 功率器件; 故障预测与健康; 信号特征提取; 开路故障诊断; 寿命预测

中图分类号: TD67

文献标志码: A

Research status and prospect of prognostics health management technology for mine inverter power devices

LI Hongyan<sup>1</sup>, YANG Chaoxu<sup>1</sup>, RONG Xiang<sup>2,3</sup>, SHI Han<sup>2,3</sup>, WANG Yue<sup>2,3</sup>, LIU Bao<sup>1</sup>, WANG Lei<sup>1</sup>

(1. College of Electrical and Control Engineering, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an 710054, China;

2. CCTEG Changzhou Research Institute, Changzhou 213015, China;

3. Tiandi(Changzhou) Automation Co., Ltd., Changzhou 213015, China)

**Abstract:** Through the analysis and processing of monitoring data, the prognostics health management (PHM) technology for mine inverter power devices can extract signal characteristics, locate the open circuit fault position of power devices, predict the life of power devices and improve the safety and reliability of mine inverter. This paper introduces the principle and research status of signal characteristics extraction method in PHM technology, including coordinate transformation method, spectrum analysis method, wavelet analysis method, empirical mode decomposition method. This paper introduces the principle and research status of power device open circuit fault diagnosis method in PHM technology, including state estimation method, neural network method, support vector machine method. This paper introduces the principle and research status of power device life prediction method in PHM technology, including analytical model method, physical model method, data-driven method. The above methods are compared from five aspects, including implementation difficulty, timeliness, immunity, accuracy and data demand. The signal characteristic extraction method is single. There is

收稿日期: 2022-02-14; 修回日期: 2022-05-08; 责任编辑: 盛男。

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61703329); 天地(常州)自动化股份有限公司研发项目(2021GY1003); 天地科技股份有限公司科技创新创业资金专项资助项目(2020-2-TD-CXY003); 陕西省重点研发计划项目(2019GY-097)。

作者简介: 李红岩(1980—), 男, 山东东阿人, 高级工程师, 博士, 主要研究方向为电动机与电器智能检测及故障诊断, E-mail: lihongyan@xust.edu.cn。通信作者: 杨朝旭(1996—), 男, 陕西汉中, 硕士研究生, 主要研究方向为功率器件故障诊断及寿命预测, E-mail: 987486389@qq.com。

引用格式: 李红岩, 杨朝旭, 荣相, 等. 矿用逆变器功率器件故障预测与健康技术现状及展望[J]. 工矿自动化, 2022, 48(5): 15-20.

LI Hongyan, YANG Chaoxu, RONG Xiang, et al. Research status and prospect of prognostics health management technology for mine inverter power devices[J]. Journal of Mine Automation, 2022, 48(5): 15-20.



扫码移动阅读

open-circuit fault of multiple power devices of mine inverter. The life prediction of power devices based on data-driven method fails to consider the variable working conditions of inverter. In order to solve the above problems, the research directions of PHM technology for mine inverter power devices are proposed. The directions include signal characteristic extraction based on multi-method fusion, open-circuit fault diagnosis of multiple power devices based on intelligent algorithm, fault-tolerant control and health management, and power device life prediction under variable working conditions.

**Key words:** mine inverter; power device; prognostics health management; signal characteristic extraction; open circuit fault diagnosis; life prediction

## 0 引言

目前煤矿企业的设备费用支出占煤矿开采成本的 40% 以上<sup>[1]</sup>, 大量煤矿设备维护仍采用定期维修或事后维修, 设备维护耗费大量人力物力, 导致煤矿设备“带病”工作现象普遍, 一旦发生故障, 将造成严重的经济损失, 甚至人员伤亡<sup>[2-3]</sup>。矿用逆变器广泛用于驱动矿井提升机、带式输送机、通风机、高压液压油泵等重载设备, 工作环境恶劣, 内部功率器件承受较高的电应力和热应力, 容易发生故障, 功率器件发生故障占比达 38%<sup>[4]</sup>。为提高矿用逆变器运行安全性, 减少设备故障率和维护成本, 有必要对矿用逆变器功率器件故障预测与健康管理的 Prognostics Health Management (PHM) 技术<sup>[5-8]</sup>开展研究。通过对大量监测数据进行分析, 提取信号特征, 掌握功率器件运行状况: 一方面, 及时诊断功率器件故障位置, 为后续维护提供依据; 另一方面, 对功率器件进行寿命预测, 实现预先维护, 降低故障率。本文介绍了矿用逆变器功率器件 PHM 技术中信号特征提取、开路故障诊断和寿命预测技术现状, 对矿用逆变器 PHM 技术未来发展方向进行了展望。

## 1 矿用逆变器功率器件 PHM 技术构架

矿用逆变器功率器件 PHM 技术包括信号特征提取、功率器件开路故障诊断和功率器件寿命预测, 如图 1 所示。

(1) 信号特征提取。矿用逆变器井下布局通常远离电源, 谐波干扰大, 监测数据无法直接使用, 可靠、高效的信号特征提取是实现矿用逆变器功率器件故障诊断和寿命预测的前提和基础。通过坐标变换法完成对三相系统输出电压、电流等时域信号的特征提取。通过频谱分析法完善频域下特征信号参数。通过小波分析法和经验模态分解法对特征信号进行分解, 计算其能量、能量熵等, 单一参数或多参数融合构成特征参数。

(2) 功率器件开路故障诊断。功率器件故障分为短路故障和开路故障, 短路故障发生时会产生很

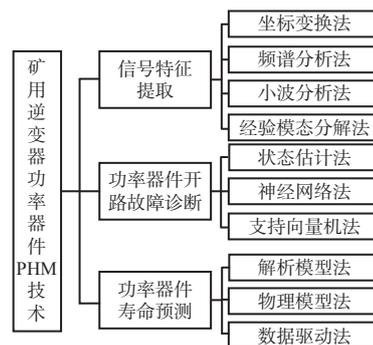


图 1 矿用逆变器功率器件 PHM 技术构架

Fig. 1 Prognostics health management technical framework of mine inverter power device

高的过电流, 通常由微秒级硬件保护措施将短路转换为开路, 因此对于工作在变频状态下的功率器件短路故障诊断难以实现。开路故障发生后, 电路处于“带病”运行, 对其他器件构成潜在威胁, 减少器件寿命。因此, 根据特征参数选择合适的诊断方法<sup>[9]</sup>, 及时诊断功率器件开路位置, 对保障矿用逆变器安全生产至关重要。状态估计法通过建立具体物理模型, 运用仿真值与真实值的残差进行故障诊断。神经网络法运用“黑盒”原理避免了复杂的数学建模工作, 但对于数据集规模要求很高。支持向量机法对小样本数据能够实现精确分类。

(3) 功率器件寿命预测。功率器件失效表现为温度升高, 原因主要是键合线、焊料层脱落或断裂。解析模型法通过对功率器件结温进行预测, 运用雨流分析法并结合寿命公式完成寿命预测, 考虑参数单一。物理模型法需要详细的尺寸、材料和环境等信息, 预测精度高于解析模型法, 但工作量成倍增加。数据驱动法通过分析能表征结温变化的温敏电参数, 实现功率器件寿命预测, 其所需参数较少。

## 2 矿用逆变器功率器件 PHM 技术现状

### 2.1 信号特征提取

(1) 坐标变换法。该方法通过对三相系统健康状态和功率器件开路故障下输出电流或电压进行坐标变换、求解和组合, 提取时域信号特征。文

文献[10]将电流矢量构成的矢量圆等比分为12个扇形,通过扇形位置和数量的改变来表征故障状态。文献[11]首先对逆变器三相输出电流进行Park变化,然后求取周期电流平均值,最后通过平均电流模值和相角实现单个功率器件故障表征。文献[12]定义归一化三相电流绝对值之和作为故障特征,故障发生时该特征幅值明显降低,不易受负载变化影响。

(2) 频谱分析法。多个功率器件故障时,时域信号中包含大量冗余信息,信号差异不明显。频谱分析法将信号分解为不同频率的信号,提取不同故障下输出信号的频域分量特征。文献[13]对逆变器开路故障下的输出线电压进行傅里叶分解,提取直流分量、基波分量和二次谐波分量构建故障特征向量。逆变器大多数信号是非平稳的,时频局部性质是非平稳信号最根本、最关键的性质。然而,频谱分析法是一种全局性的变换,无法表述信号的时频局部性质。

(3) 小波分析法。利用小波分析法提取信号特征流程如图2所示。小波多尺度分解主要分解信号低频分量<sup>[14]</sup>,小波包分解对信号低频和高频分量都进行分解<sup>[15]</sup>,得到分解系数后进行分解系数重构,计算频带重构信号的能量、能量概率和能量熵来构建故障特征向量。

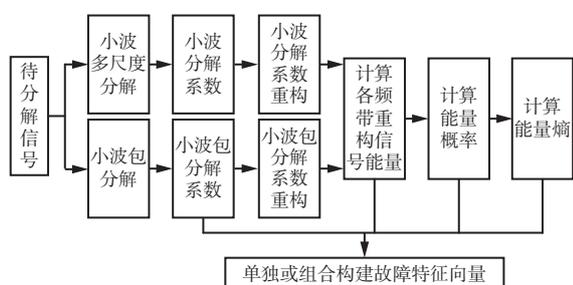


图2 基于小波分析法的信号特征提取流程

Fig. 2 Signal characteristic extraction process based on wavelet analysis method

文献[14]选取sym4小波基对逆变器桥臂电压进行小波多尺度分解和小波包分解,发现基于小波多尺度分解重构后的能量足以表征三电平逆变器全部开路故障特征,相比于小波包分解维数减少了一半,降低了计算成本。文献[15]选取Haar小波基函数进行小波包分解,通过计算能量熵提升信号特征提取能力,减少外部信号干扰。对非平稳信号使用小波分析法,能够挖掘丰富的故障信息,但小波基函数的选取对后续步骤影响很大,目前没有统一的选取标准,通常采用试凑法。

(4) 经验模态分解法。相比小波分析法需要人为选择基函数,经验模态分解法得到固有模态函数

(Intrinsic Mode Function, IMF)和残差后,如果IMF满足2个条件,自动对残差进行新一轮递归式经验模态分解,直到IMF不满足条件,该方法无需设定任何参数,即可实现信号自适应分解。但信号中包含的噪声如果正好满足IMF条件,在分解时就无法将其剥离,递归分解下最终造成模态混叠问题。文献[16]采用优化集合经验模态分解代替传统经验模态分解,通过在原始信号中加入均值为零的白噪声对噪声进行抵消,从而抑制模态混叠现象,同时将IMF和残差的最大值、最小值、幅值、均值、标准差、能量、能量熵等共同作为故障特征,构建故障特征向量。

4种信号特征提取方法比较见表1。

表1 信号特征提取方法比较

Table 1 Comparison of signal characteristic extraction methods

信号特征提取方法	实现难度	时效	抗扰性	准确度	数据需求量
坐标变换法	难	快	弱	低	少
频谱分析法	易	慢	弱	低	少
小波分析法	易	慢	强	高	少
模态分解法	难	慢	强	高	多

## 2.2 功率器件开路故障诊断

(1) 状态估计法。该方法将状态观测器输出值和逆变器真实输出值进行差值比较,对残差值分析处理得到残差信息表,根据信息表完成逆变器功率器件开路故障诊断,如图3所示。

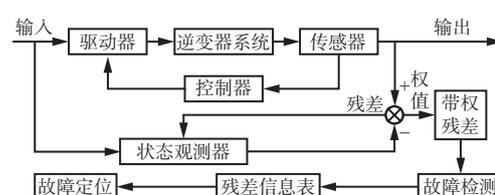


图3 基于状态观测器的逆变器功率器件开路故障诊断原理

Fig. 3 Principle of open-circuit fault diagnosis of inverter power device based on state observer

文献[17]利用残差信息计算各残差的变换率,能够在1个基波周期内实现2个功率器件故障诊断。文献[18]在构造状态观测器时直接引入真实的检测电流,将2个功率器件故障诊断时间缩短到1/4个基波周期。状态观测器能够实现逆变器功率器件开路故障快速诊断,但诊断精确度依赖数学模型精度,且状态观测器构造难度大,限制了其应用。

(2) 神经网络法。随着多电平逆变器在煤矿领域的应用,建模工程量与故障信息量剧增。神经网络具有非线性映射特性、良好的泛化能力及自学习等特点,且不需要建立具体物理模型,因此在故障诊断领域得到广泛应用,其中大多以多层前馈神经网络

络为主,如 BP 神经网络、径向基神经网络等。文献[19]选取三相两电平逆变器的线电压为检测信号,将该信号作为 BP 神经网络的训练数据,同时,选取 Trainlm 作为训练函数,通过提升训练速度来避免 BP 神经网络容易陷入局部极小值对诊断精度的影响。文献[20]通过主成分分析降低故障特征冗余来减小训练样本规模,采用隐含层节点函数为高斯函数的径向基神经网络对逆变器开路故障进行辨识,该网络无需计算阈值,诊断速度与精度均高于 BP 神经网络。神经网络法无需复杂的数学建模,但网络参数设置通常采用试凑法,且诊断精度严重依赖于训练样本的完整性、准确性和丰富性。

(3) 支持向量机法。该方法在有限的样本信息中,不断寻求样本超平面与分类间隔之间的最佳折中,有效解决在小样本、非线性和高维条件下的分类问题。支持向量机克服了神经网络对小样本诊断的局限性。文献[21]为每一种故障特征建立一个支持向量机,从而实现多故障诊断,并且引入松弛因子,提高了逆变器功率器件开路故障诊断精度。

3 种功率器件开路故障诊断方法比较见表 2。

表 2 功率器件开路故障诊断方法比较

Table 2 Comparison of open-circuit fault diagnosis methods for power device

功率器件开路故障诊断方法	实现难度	时效	抗扰性	准确度	数据需求量
状态估计法	难	快	强	低	少
神经网络法	易	慢	弱	高	多
支持向量机法	易	快	强	高	少

### 2.3 功率器件寿命预测

(1) 解析模型法。解析模型是一种经验关系模型,运用该模型总结加速老化实验数据中失效循环次数和相关物理量的关系,从而进行寿命预测。解析模型法无需了解功率器件内部的失效机理和材料属性,但需要对与寿命有关的物理量进行加速老化实验。

(2) 物理模型法。该方法从环境应力、材料特性、几何形状等方面出发,基于失效物理并结合大量实验数据得到功率器件具体的失效机理和失效模式,提取能表征器件寿命的仿真参数,并输入物理模型进行寿命预测。但该方法需要大量实验数据支撑,耗时耗力。

(3) 数据驱动法。随着传感器技术的发展,使用传感器采集的数据来表征功率器件健康状态或性能退化趋势,成为目前功率器件寿命预测领域中主流方法<sup>[22]</sup>。数据驱动法分为浅层学习和深度学习两大类。

在浅层学习方面,文献[23]对美国国家航空航天局 PCoE 实验室公开发表的 IGBT 老化实验数据进行分析,考虑到单一参数无法准确描述 IGBT 老化过程,因此选取栅极-发射极关断电压尖峰值和集电极-发射极关断电压尖峰值作为 BP 神经网络的输入,通过遗传算法寻优确定 BP 神经网络初始的阈值和权值,提高 IGBT 寿命预测精度。文献[24]采用增加了 1 个反馈层的 Elman 神经网络来实现 IGBT 寿命预测,该网络对历史数据更加敏感。相比于浅层学习,深度学习更强调模型结构深度,通常有 5 层、6 层,甚至 10 层以上的隐层节点,另外强调了特征学习的重要性,对于表征功率器件寿命的温敏电参数这类时间序列数据预测具有良好效果。文献[25]对长短期记忆网络(Long Short-Term Memory, LSTM)进行优化,使用 Adam 算法实现自适应学习率更新,寿命预测精度优于 Elman 神经网络。文献[26]发现门控循环单元(Gated Recurrent Unit, GRU)对集电极-发射极关断电压尖峰值曲线上部预测更好, LSTM 对曲线下部预测更好,提出了 GRU 和 LSTM 相结合的思路。文献[27]将注意力机制引入由 2 个 LSTM 网络构成的 SEQ2SEQ 模型中,克服了序列较长时极有可能丢失信息,导致 2 个 LSTM 端口出现信息不对称,从而影响 IGBT 寿命预测精度的缺点。文献[28]对 Transformer 模型进行修改,使其能够应用于时间序列数据的预测,该模型的多头注意力机制能使模型更好地提取瞬态热阻中的特征和不同循环周期的关系,提高 IGBT 剩余寿命预测的准确性。

3 种功率器件寿命预测方法比较见表 3。

表 3 功率器件寿命预测方法比较

Table 3 Comparison of power device life prediction methods

功率器件寿命预测方法	实现难度	时效	抗扰性	准确度	数据需求量
解析模型法	难	慢	弱	低	多
物理模型法	难	慢	强	高	多
数据驱动法	易	快	弱	高	少

### 3 矿用逆变器功率器件 PHM 技术发展方向

(1) 多方法融合的信号特征提取。单一的信号特征提取方法难以有效应对煤矿环境干扰及数据量增大的挑战。因此,需要根据矿用逆变器所处环境,研究高效的特征信号冗余信息去除方法和强噪声背景下关键信息提取方法。采用智能算法消除噪声,或者深度挖掘信号内容,隔离噪声干扰,运用主成分分析、粗糙集算法对冗余信息进行降维,减少算法处理时间。

(2) 多功率器件开路故障诊断。随着煤矿多电平逆变器的应用, 功率器件数量成倍增长, 多功率器件开路故障概率大幅增加, 现有诊断方法大多针对单个功率器件故障或2个功率器件同时故障, 尚未实现对多个功率器件同时故障的有效辨识。智能算法一方面无需考虑逆变器内部电路, 另一方面针对逆变器输出的非线性信号具有很强的映射能力, 未来将在多功率器件开路故障诊断领域中发挥重要作用。

(3) 容错控制和健康管理工作。一方面, 通过放置旁路元件或改变功率器件开关顺序来实现对故障点的暂时隔离, 从而在故障发生后保障设备短时间内继续运行, 减少经济损失; 另一方面, 对功率器件历史故障中故障频发位置进行分析, 通过调整控制策略来延长特定位置功率器件的使用寿命, 实现健康管理。

(4) 变工况下功率器件寿命预测。基于数据驱动法的寿命预测基本没有考虑逆变器工况变化情况, 如逆变器需要频繁进行变频控制, 导致功率器件承受很高的电应力和热应力, 影响预期寿命。考虑到变工况下数据采集困难, 可通过有限元方法进行场路耦合仿真, 研究变工况下功率器件损伤状态, 实现变工况下功率器件寿命预测。

#### 4 结语

矿用逆变器功率器件PHM技术主要包括信号特征提取、功率器件开路故障诊断、功率器件寿命预测等方面。随着矿用逆变器升级换代, 设备复杂度与数据量提升, 需要融合多方法进行信号特征提取; 针对多电平逆变器的应用导致多功率器件故障概率增加的问题, 需要开展智能算法在多功率器件开路故障诊断方面的研究; 根据逆变器需要频繁变频控制的实际情况, 需要重点研究逆变器变工况下基于数据驱动法的功率器件寿命预测。

#### 参考文献(References):

- [1] 王重华. 基于B/S多层结构的煤矿EAM系统[J]. 煤炭技术, 2008, 27(9): 165-166.  
WANG Chonghua. Coal mine EAM system based on B/S multi-layer structure[J]. Coal Technology, 2008, 27(9): 165-166.
- [2] 曹现刚, 段欣宇, 张梦园, 等. 煤矿设备状态监测系统设计[J]. 工矿自动化, 2021, 47(5): 101-105.  
CAO Xiangang, DUAN Xinyu, ZHANG Mengyuan, et al. Coal mine equipment condition monitoring system design[J]. Industry and Mine Automation, 2021, 47(5): 101-105.
- [3] 卢东贵, 荣相, 曾苛. 矿用高压防爆开关微机保护装置

现状与展望[J]. 工矿自动化, 2018, 44(8): 28-31.

- LU Donggui, RONG Xiang, ZENG Ke. Status and prospect of microcomputer protection device for mine-used high-voltage explosion-proof switch[J]. Industry and Mine Automation, 2018, 44(8): 28-31.
- [4] 姜斌, 吴云凯, 陆宁云, 等. 高速列车牵引系统故障诊断与预测技术综述[J]. 控制与决策, 2018, 33(5): 841-855.  
JIANG Bin, WU Yunkai, LU Ningyun, et al. Review of fault diagnosis and prediction technology for high-speed train traction system[J]. Control and Decision, 2018, 33(5): 841-855.
- [5] 曹现刚, 马宏伟, 段雍, 等. 煤矿设备智能维护与健康管理工作研究现状与展望[J]. 智能矿山, 2020, 1(1): 105-111.  
CAO Xiangang, MA Hongwei, DUAN Yong, et al. Research status and prospect of intelligent maintenance and health management technology for coal mine equipment[J]. Journal of Intelligent Mine, 2020, 1(1): 105-111.
- [6] 王国法, 刘峰, 庞义辉, 等. 煤矿智能化——煤炭工业高质量发展的核心技术支撑[J]. 煤炭学报, 2019, 44(2): 349-357.  
WANG Guofa, LIU Feng, PANG Yihui, et al. Coal mine intellectualization: the core technology of high quality development[J]. Journal of China Coal Society, 2019, 44(2): 349-357.
- [7] 王国法, 王虹, 任怀伟, 等. 智慧煤矿2025情景目标和发展路径[J]. 煤炭学报, 2018, 43(2): 295-305.  
WANG Guofa, WANG Hong, REN Huaiwei, et al. 2025 scenario and development path of intelligent coal mine[J]. Journal of China Coal Society, 2018, 43(2): 295-305.
- [8] 吴少杰. 基于数据挖掘的煤矿机电设备运行状态预测方法研究[D]. 西安: 西安科技大学, 2019.  
WU Shaojie. Research on prediction method of coal mine mechanical and electrical equipment operation status based on data mining[D]. Xi'an: Xi'an University of Science and Technology, 2019.
- [9] 潘红光, 裴嘉宝, 侯媛彬. 智慧煤矿数据驱动检测技术研究[J]. 工矿自动化, 2020, 46(10): 49-54.  
PAN Hongguang, PEI Jiabao, HOU Yuanbin. Research on data-driven detection technology of smart coal mine[J]. Industry and Mine Automation, 2020, 46(10): 49-54.
- [10] KIM Y J, KIM S H, KIM S M, et al. Open fault diagnosis and tolerance control for grid-connected hybrid active neutral-point-clamped inverters with optimized carrier-based pulse width modulation[J]. IEEE Access, 2020, 8: 145542-145551.
- [11] 任晓红, 万红, 俞啸, 等. 基于Park变换的三电平逆变器开路故障诊断[J]. 工矿自动化, 2020, 46(5): 82-

- 86,93.  
REN Xiaohong, WAN Hong, YU Xiao, et al. Open-circuit fault diagnosis of three-level inverter based on Park transformation[J]. Industry and Mine Automation, 2020, 46(5): 82-86,93.
- [12] ZHANG Jianjian, CHEN Yong, CHEN Zhangyong, et al. Open-switch fault diagnosis method in voltage-source inverters based on phase currents[J]. IEEE Access, 2019, 7: 63619-63625.
- [13] 张宝伟, 帕孜来·马合木提, 王芳. 电动汽车逆变器故障诊断[J]. 电力电子技术, 2018, 52(2): 66-68.  
ZHANG Baowei, MAHEMUTI Pazilai, WANG Fang. Fault diagnosis of electrical vehicle inverter[J]. Power Electronics, 2018, 52(2): 66-68.
- [14] 周超超. 光伏发电系统关键部件的故障诊断方法研究[D]. 无锡: 江南大学, 2018.  
ZHOU Chaochao. Research on fault diagnosis method for key components of photovoltaic power generation system[D]. Wuxi: Jiangnan University, 2018.
- [15] 李兵, 崔介兵, 何怡刚, 等. 基于能量谱熵及小波神经网络的有源中性点钳位三电平逆变器故障诊断[J]. 电工技术学报, 2020, 35(10): 2216-2225.  
LI Bing, CUI Jiebing, HE Yigang, et al. Fault diagnosis of active neutral point clamped three-level inverter based on energy spectrum entropy and wavelet neural network[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2020, 35(10): 2216-2225.
- [16] 吴传龙, 陈伟, 刘晓文, 等. 基于特征融合的提升机逆变器故障诊断[J]. 工矿自动化, 2021, 47(5): 46-51.  
WU Chuanlong, CHEN Wei, LIU Xiaowen, et al. Feature fusion based fault diagnosis of hoist inverter[J]. Industry and Mine Automation, 2021, 47(5): 46-51.
- [17] 谢东, 葛兴来. 基于残差变化率的单相级联H桥整流器IGBT开路故障诊断[J]. 电工技术学报, 2018, 33(16): 3822-3834.  
XIE Dong, GE Xinglai. Residual-changing-rate based open-circuit fault diagnosis for a single-phase cascaded H-bridge rectifier[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2018, 33(16): 3822-3834.
- [18] 彭伟发, 黄苏融. 永磁同步电机驱动系统逆变器故障诊断研究[J]. 太阳能学报, 2019, 40(7): 1965-1971.  
PENG Weifa, HUANG Surong. Study on fault diagnosis of inverters in PMSM drive system[J]. Acta Energetica Solaris Sinica, 2019, 40(7): 1965-1971.
- [19] 韩素敏, 周孟, 郑书晴. 基于BP神经网络的三相电压源型逆变器开路故障诊断[J]. 河南理工大学学报(自然科学版), 2021, 40(6): 126-131,188.  
HAN Sumin, ZHOU Meng, ZHENG Shuqing. Open circuit fault diagnosis of three-phase voltage source inverter based on BP neural network[J]. Journal of Henan Polytechnic University(Natural Science), 2021, 40(6): 126-131,188.
- [20] 余运俊, 裴石磊, 万晓凤, 等. NPC三电平光伏逆变器开路故障诊断[J]. 电子测量与仪器学报, 2018, 32(5): 41-49.  
YU Yunjun, PEI Shilei, WAN Xiaofeng, et al. Open-circuit fault diagnosis of NPC three-level photovoltaic inverter[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2018, 32(5): 41-49.
- [21] 高镜. 逆变器电流谐波在线监测与故障分析研究[D]. 合肥: 合肥工业大学, 2018.  
GAO Jing. Research on on-line monitoring and fault analysis of inverter current harmonic[D]. Hefei: Hefei University of Technology, 2018.
- [22] 蒲亚博, 王艳艳, 赵方超, 等. 典型制导弹药故障预示预警系统的设计[J]. 兵器装备工程学报, 2021, 42(8): 39-45.  
PU Yabo, WANG Yanyan, ZHAO Fangchao, et al. Design of fault prediction and early warning system for typical guided ammunition[J]. Journal of Ordnance Equipment Engineering, 2021, 42(8): 39-45.
- [23] 刘嘉诚. 基于机器学习算法的IGBT寿命预测研究[D]. 合肥: 合肥工业大学, 2020.  
LIU Jiacheng. IGBT life prediction based on machine learning algorithm[D]. Hefei: Hefei University of Technology, 2020.
- [24] 刘子英, 朱琛磊. 基于Elman神经网络模型的IGBT寿命预测[J]. 半导体技术, 2019, 44(5): 395-400.  
LIU Ziyang, ZHU Chenlei. IGBT life prediction based on Elman neural network model[J]. Semiconductor Technology, 2019, 44(5): 395-400.
- [25] 史业照, 郭斌, 郑永军. 基于LSTM网络的IGBT寿命预测研究[J/OL]. 中国测试: 1-6[2021-12-08]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/51.1714.TB.20200810.1312.006.html>.  
SHI Yezhao, GUO Bin, ZHENG Yongjun. IGBT life prediction based on LSTM network[J/OL]. China Measurement & Test: 1-6[2021-12-08]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/51.1714.TB.20200810.1312.006.html>.
- [26] 韩恒贵. 基于深度学习的IGBT故障预测研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2019.  
HAN Henggui. Research on IGBT fault prediction based on deep learning[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2019.
- [27] 孙梓涵. 基于数据驱动的IGBT寿命预测研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2020.  
SUN Zihan. Research on IGBT life prediction based on data drive[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2020.
- [28] 葛建文, 黄亦翔, 陶智宇, 等. 基于Transformer模型的IGBT剩余寿命预测[J]. 半导体技术, 2021, 46(4): 316-323.  
GE Jianwen, HUANG Yixiang, TAO Zhiyu, et al. Residual useful life prediction of IGBTs based on Transformer model[J]. Semiconductor Technology, 2021, 46(4): 316-323.