

# 基于改进小波神经网络的 IGBT 时间序列预测算法研究

黄柯勋<sup>1,2</sup>, 吴松荣<sup>1,2</sup>, 向碧楠<sup>1,2</sup>, 徐 睿<sup>1,2</sup>, 涂振威<sup>1,2</sup>

( 1. 磁浮技术与磁浮列车教育部重点实验室, 四川 成都 610031;  
2. 西南交通大学 电气工程学院, 四川 成都 611756 )

**摘 要:** 针对 IGBT 老化失效问题, 提出一种基于遗传算法改进的小波神经网络时间序列预测方法。在分析 IGBT 失效原理的基础上, 利用 IGBT 老化数据集, 选取关断瞬时“集电极-发射极”尖峰电压为失效特征参数, 采用滑动时间窗法构建训练集与测试集, 然后在 MATLAB 中搭建遗传算法改进的小波神经网络预测模型进行预测, 并与传统的小波神经网络预测模型对比分析。试验结果显示, 遗传算法改进的小波神经网络预测方均误差为 0.017 1, 方均根误差为 0.130 9, 平均绝对误差为 0.109 6, 分别比传统小波神经网络预测模型降低了 0.005 7, 0.020 0, 0.064 0, 有效提升了 IGBT 时间预测的精度。

**关键词:** 绝缘栅双极型晶体管; 失效机理; 小波神经网络; 遗传算法; 时间序列预测

**中图分类号:** TN325<sup>+</sup>.2

**文献标识码:** A

**文章编号:** 1000-128X(2021)05-0161-06

## Research on IGBT Sequentially Prediction Algorithm Based on Improved Wavelet Neural Network

HUANG Kexun<sup>1,2</sup>, WU Songrong<sup>1,2</sup>, XIANG Binan<sup>1,2</sup>, XU Rui<sup>1,2</sup>, TU Zhenwei<sup>1,2</sup>

( 1. Key Laboratory of the Ministry of Education for Maglev Technology and Trains, Chengdu, Sichuan 610031, China;  
2. School of Electrical Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu, Sichuan 611756, China )

**Abstract:** Aiming at the aging failure of IGBT, an improved wavelet neural network sequentially prediction method based on genetic algorithm was proposed. Based on the analysis of IGBT failure mechanism, with the IGBT aging data, the instantaneous collector emitter peak voltage was selected as the failure characteristic parameter, the training set and test set were constructed by the sliding time window method, and then the wavelet neural network prediction model improved by genetic algorithm was built in MATLAB for prediction, which was compared with the traditional wavelet neural network prediction model. The experimental results show that the mean square error of the improved wavelet neural network is 0.017 1, the root square mean error is 0.130 9, and the average absolute error is 0.109 6, compared with the traditional wavelet neural network prediction model, they are reduced by 0.005 7, 0.020 0 and 0.064 0 respectively, which effectively improves the accuracy of IGBT sequentially prediction.

**Keywords:** IGBT; failure mechanism; wavelet neural network; genetic algorithm; sequentially prediction

## 0 引言

绝缘栅双极型晶体管 IGBT 作为中大功率电力电子装置的主导型器件,综合了功率场效应管和双极型功率晶体管的特点,具有驱动功率小、开关速度快等优点<sup>[1]</sup>。近年来,随着我国城市轨道交通飞速发展,IGBT 在轨道交通中的应用也日益广泛。调查显示<sup>[2]</sup>,应用 10 年以上的牵引变流器故障率会急剧上升,严重威胁线上机车运行安全,而 IGBT 模块失效是变流器故障的主要原因。IGBT 模块的剩余使用寿命 (remaining useful life, RUL) 预测,对于减少牵引变流器故障,确保城轨交通列车安全运行尤为关键。准确地预测 IGBT 使用寿命,可以有计划地对城轨列车进行检修和维护,有效提升城轨交通系统运维智能化。因此,IGBT 寿命预测技术成为当前研究热点,而时间序列预测作为寿命预测技术中的重要分支,得到广泛关注。

目前,IGBT 寿命预测技术包括基于原理模型的方法和基于数据驱动的方法<sup>[3]</sup>。基于原理模型的方法从模块的设计参数、材料性质、物理结构等方面进行建模。基于应变的模型 Coffin-Mason 方程,已广泛应用于在热机损伤条件下键合线健康状况的研究<sup>[4]</sup>; Sasaki<sup>[5]</sup> 等通过低于 30 °C 条件下的温度循环建立了一种基于损伤方法的模型。原理模型的建立需要以大量试验或有限元分析为基础,建模复杂<sup>[6]</sup>,并且由于 IGBT 模块物理层面的差异,通用性较差。时间序列预测多采用数据驱动的方法,而数据驱动的方法由于其快速性、通用性、少信息要求等优点,成为目前 IGBT 寿命预测技术的发展方向。Alghassi 等<sup>[7]</sup>以 IGBT 集射极导通压降为特征参量,建立基于时间延迟神经网络的预测模型,预测性能良好;白梁军等<sup>[8]</sup>对模型中的噪声进行自回归条件异方差分析,并将之反馈到老化模型中,通过 GARCH 模型实现了预测模型的及时更新,但预测精度有所欠缺;刘子英等<sup>[9]</sup>采用 Elman 神经网络建立时间序列预测模型并与 GRNN 模型进行对比,提高了预测精度,但存在动态系统适应能力不足的问题。

本文针对以上模型存在的问题,提出将基于遗传算法 (genetic algorithm, GA) 改进的小波神经网络 (wavelet neural network, WNN) 应用于 IGBT 时间序列预测,利用小波神经网络在处理时间序列数据上的优势,提高预测的准确性与精度。

## 1 IGBT 失效原理

IGBT 模块封装结构如图 1 所示,模块由多组芯片并联组成,芯片焊接在氮化铝陶瓷衬板上,陶瓷衬板再焊接在铜底板上,不同结构之间通过焊料层连接,芯片间的连接和芯片与电极间连接通过铝制键合线焊

接而成,电极通过铜排焊接引出,铜底板与塑料管壳之间填充硅胶实现电气隔离<sup>[10]</sup>。从 IGBT 封装结构可以看出,其内部工艺复杂,制造时的工艺缺陷或使用中的恶劣工况都可能导致器件失效或寿命缩短。

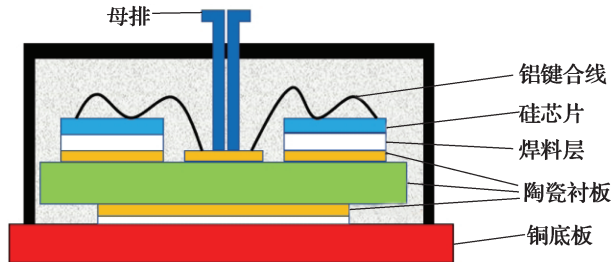


图 1 IGBT 模块封装结构

Fig. 1 Internal structure of IGBT module

IGBT 的失效类型可分为芯片级失效和封装级失效<sup>[11]</sup>。芯片级失效是一种瞬发过程,是芯片内电压或电流超出阈值导致的芯片瞬间损坏,无法提前预测;封装级失效是一种逐渐老化失效的过程,故障可以提前预测。IGBT 模块由多层不同材料组成,不同的材料具有不同的热膨胀系数<sup>[12-13]</sup>(thermal expansion coefficient, CTE),如表 1 所示。在实际的工作过程中,模块内部温度波动大,各层材料在热应力的反复冲击下产生形变,特别是在键合线与芯片、芯片与焊料层的连接处会受到很大的热机械应力冲击<sup>[14]</sup>,经过长期的积累,会导致键合线脱落、断裂以及焊料层出现裂纹、空洞等现象,这是 IGBT 模块失效的主要形式。与工业用 IGBT 相比,轨道交通用 IGBT 模块运行环境更为复杂,应用中承受的电应力、温度波动与机械冲击都更为剧烈<sup>[15]</sup>,因此老化失效情况也更加普遍。

表 1 IGBT 不同层的热膨胀系数

Table 1 CTE of different layers of IGBT

材料	铝键合线	硅芯片	焊料层	陶瓷衬板	铜底板
CTE/(10 <sup>-6</sup> ·°C <sup>-1</sup> )	22.0	3.0	28.0	7.0	17.5

## 2 IGBT 老化数据与特征参数选取

### 2.1 老化数据获取

IGBT 模块在正常工作情况下寿命可达 10 年以上,期间老化数据量庞大且难以获取。为了获得试验用老化数据,需要采取加速老化试验的方法。本文使用的 IGBT 老化数据集来源于 NASA PCoE 研究中心进行的热循环加速老化试验。试验选用型号为 IRG4BC30K 的 IGBT 模块,在器件栅极处施加方波电压进行导通控制,PWM 占空比为 40%,开关频率为 10 kHz,封装温度为 260~270 °C,栅极驱动电压为 10 V。试验测量了集“电极 - 发射极”电流、“集电极 - 发射极”电压、门极电压、包装温度等参数,在 172 min 的老化过程中共采集到 418 组数据,每组数据包含 10 万个采样点。

### 2.2 失效特征参数选取

IGBT 模块寿命周期较长, 在早期运行过程中失效特征不明显, 但随着使用时间的加长, 其老化特征参数会按照一定的趋势变化, 通过观察与分析这些参数的变化趋势就可以预测器件的剩余使用寿命<sup>[16-18]</sup>。关断时间、“集电极-发射极”电压、导通阈值电压、稳态热阻等参数都可用作失效特征参数。观测 NASA PCoE 中心的加速老化数据集, 发现老化试验开始与结束时集射极尖峰电压差异较大, 通过编写 MATLAB 程序将每组数据的尖峰电压值提取出来, 共获得 418 个数据, 尖峰电压值采样周期的变化情况如图 2 所示。

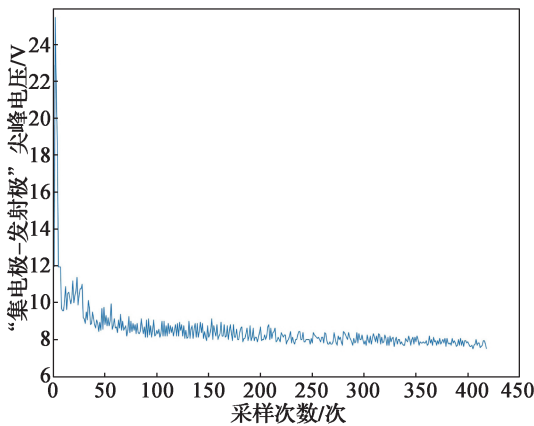


图 2 IGBT 关断瞬时“集电极-发射极”尖峰电压退化曲线  
Fig. 2 IGBT turn-off transient collector-emitter spike voltage degradation curve

由图 2 可知, 随着 IGBT 模块的老化, “集电极-发射极”尖峰电压不断降低, 到老化过程结束时, “集电极-发射极”尖峰电压已从最高的 25.47 V 降低至 7.5 V, 因此本文选择集射极尖峰电压作为预测模型的特征参数。

## 3 WNN 预测模型

### 3.1 传统 WNN 预测模型

WNN 是 BP 神经网络的一种变体, 将小波基函数作为隐含层节点的传递函数, 信号前向传播的同时误差反向传播。WNN 综合了小波分析和神经网络在处理非线性时间序列问题的优势, 避免了 BP 神经网络易陷入局部最优的问题<sup>[19]</sup>。WNN 的拓扑结构如图 3 所示。

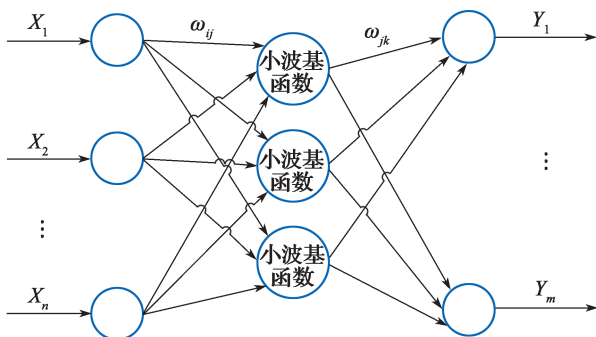


图 3 WNN 拓扑结构

Fig. 3 Wavelet neural network topology

图 3 中,  $X_1, X_2, X_3$  为 WNN 的输入参数,  $Y_1, Y_2, Y_3$  为预测输出,  $\omega_{ij}, \omega_{jk}$  为 WNN 权值。当输入信号序列为  $x_i(i=1, 2, \dots, k)$  时, 隐含层输出计算公式为

$$h(j) = h_j \left[ \frac{\sum_{i=1}^k (\omega_{ij} x_i - b_j)}{\alpha_j} \right] \quad j=1, 2, \dots, l \quad (1)$$

式中:  $h(j)$  为隐含层第  $j$  个节点输出值;  $\omega_{ij}$  为输入层与隐含层的连接权值;  $b_j$  为小波基函数  $h_j$  的平移因子;  $\alpha_j$  为小波基函数的伸缩因子;  $h_j$  为小波基函数。

输出层计算公式为

$$y(k) = \sum_{j=1}^l (\omega_{jk} h(j)) \quad (2)$$

式中:  $\omega_{jk}$  为隐含层到输出层权值;  $l$  为隐含层节点数。

本文所使用的小波基函数为 Morlet 小波基函数, 其公式为

$$y = \cos(1.75x) e^{-x^2/2} \quad (3)$$

传统 WNN 预测模型采用梯度修正法修正网络权值和小波基函数参数, 从而使小波神经网络预测输出不断逼近期望输出。

### 3.2 GA WNN 预测模型

GA 是一种模拟自然界遗传机制和生物进化论而成的并行随机搜索最优化方法, 收敛速度较快<sup>[20]</sup>, 在 WNN 的参数优化上具有较大优势。GA 优化 WNN 预测模型的建模与测试流程如图 4 所示。

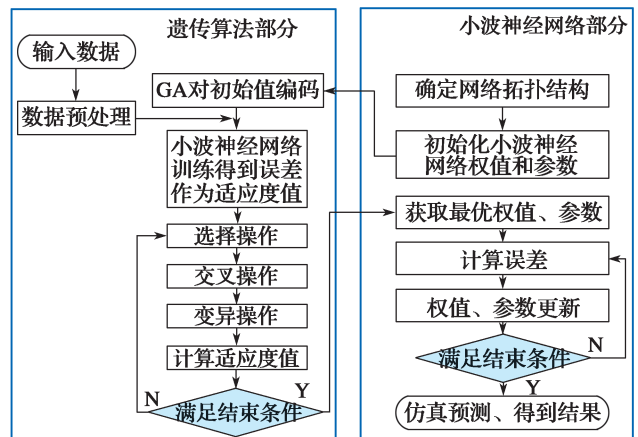


图 4 GA 优化 WNN 预测模型测试流程

Fig. 4 GA optimizes wavelet neural network process

GA WNN 预测的主要步骤如下:

第 1 步: 数据预处理。预测模型获取 IGBT “集电极-发射极”尖峰电压数据, 采用滑动时间窗方法对数据进行处理, 构建自相关性时间序列数据样本集。数据样本集共有 418 个瞬态数据, 将每 5 个连续数据作为输入, 之后的 1 个数据作为输出, 共获得 413 个数据样本组。其中前 350 组数据用于训练, 后 63 组数据用于测试, 以此判断神经网络模型的预测精度。

第 2 步: WNN 模型初始化。WNN 预测模型随机

获取一组初始权值与小波基函数参数。

第3步: GA优化WNN权值与参数。GA获取网络初始值,首先编码,然后构建适应度函数并进行遗传操作,最后计算适应度值并判断是否满足算法结束条件,若已满足条件则将最优权值与参数赋予WNN预测模型,否则继续进行遗传操作。

第4步: GA改进WNN模型训练预测。WNN利用最优权值与参数对IGBT“集电极-发射极”尖峰电压训练集进行训练,迭代进化到达1000个周期后利用测试集进行测试。

GA优化的WNN模型可以有效避免传统模型进化缓慢,并且容易陷入局部最小的问题,能够更好地适应IGBT老化数据波动较大的情况,进而提高预测的准确性与精度。

### 4 验证分析

#### 4.1 模型训练

在MATLAB中分别搭建WNN预测模型和GA WNN预测模型。模型参数设置如表2所示。

表2 预测模型参数设置

Table 2 Predictive model parameter settings

项目	WNN	GA WNN
输入神经元/个	5	5
输出神经元/个	1	1
隐含神经元/个	10	10
迭代次数/次	1000	1000
种群规模		10
交叉概率		0.4
变异概率		0.3

使用WNN预测模型和GA WNN模型分别对处理后的IGBT“集电极-发射极”尖峰电压数据进行训练,训练批量大小为350,初始学习概率为0.001。GA WNN模型适应度曲线如图5所示。GA适应度值在第15次进化时达到最小并保持稳定。

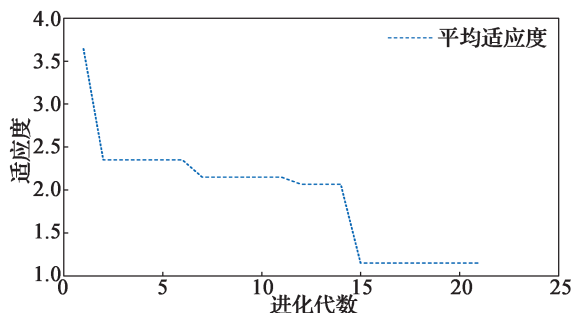


图5 遗传算法适应度曲线

Fig. 5 Genetic algorithm fitness curve

绘制训练过程中的损失函数曲线可以直观地观察到模型的迭代过程。图6为改进前后的预测模型在训

练过程中对应的损失函数曲线,图6(a)和图6(b)分别为WNN训练损失函数和GA WNN训练损失函数。由图6可知,二者都在迭代次数达到700次后趋于稳定,WNN训练损失函数值降为0.4183,GA WNN训练损失函数降为0.3956,且损失函数曲线更加平滑。从损失函数的收敛情况可以看出,GA WNN预测模型训练效果更加理想。

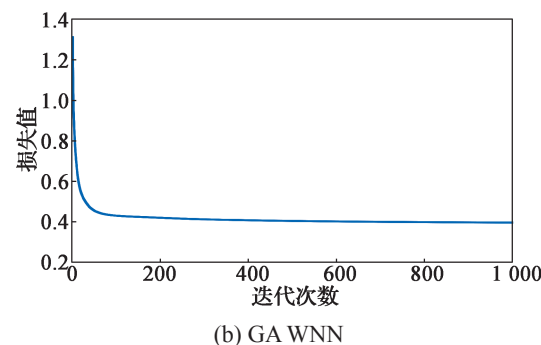
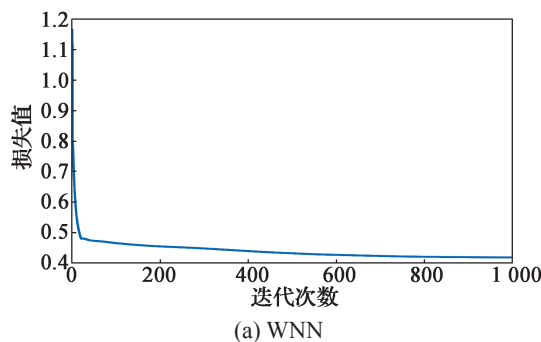


图6 优化前后的WNN预测模型损失函数曲线

Fig. 6 Loss function curve of WNN prediction model before and after optimization

#### 4.2 优化前后模型预测结果对比

模型训练完成后,使用测试集进行模型预测效果测试。图7为优化前后WNN预测模型预测结果,图8

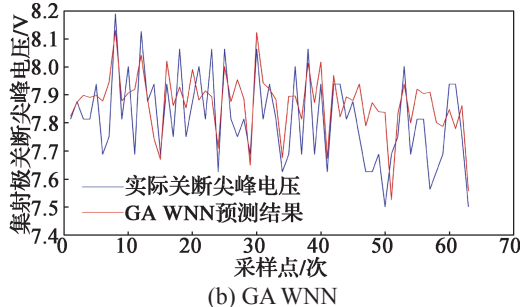
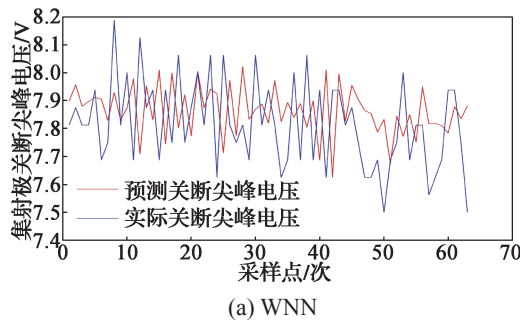


图7 优化前后WNN预测结果

Fig. 7 WNN prediction results before and after optimization

为优化前后 WNN 预测模型预测误差。

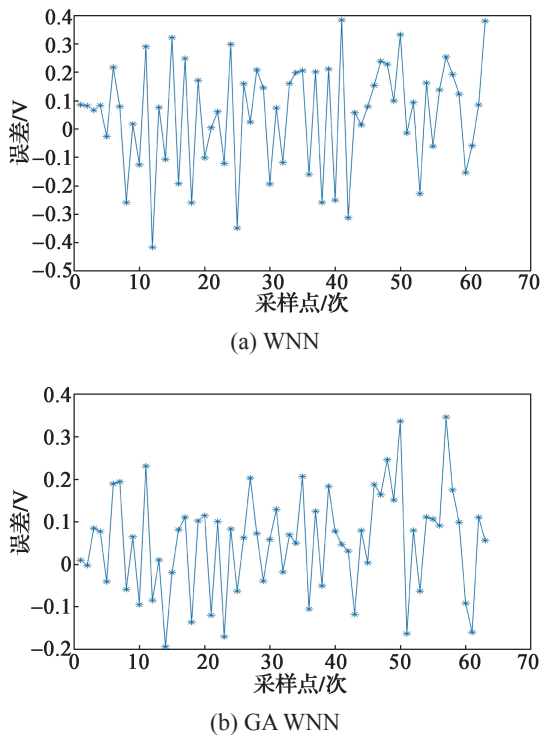


图8 优化前后 WNN 预测误差

Fig. 8 WNN prediction error before and after optimization

由图 7(a) 与图 8(a) 可知, WNN 在波形后期剧烈波动处拟合效果较差, 且在某些节点处预测误差较大, 例如在第 12 个采样点和第 15 个采样点误差达到 -0.4, 而在第 41 和 63 个采样点误差达到 0.4。由图 7(b) 与图 8(b) 可知, GA WNN 对曲线拟合效果优于 WNN, 在波形后期实际电压剧烈波动处的预测误差也更小, 预测精度有所提升。

### 4.3 优化前后模型预测性能分析

为了便于对比 GA 优化前后 WNN 模型的预测性能, 对预测结果进行量化。本文中的 IGBT 寿命预测问题属于回归分析, 选用回归预测指标对结果进行分析<sup>[21]</sup>。采用平均绝对误差  $E_{MAE}$ 、方均误差  $E_{MSE}$  和方均根误差  $E_{RMSE}$  评估预测性能。 $E_{MAE}$  反映预测误差的大小,  $E_{MSE}$  反映预测值与真实值的差异程度,  $E_{RMSE}$  反映预测的精密度。这些评价指标值越小, 则预测性能越好, 其表达式如下:

$$E_{MAE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y - \hat{y}| \quad (4)$$

$$E_{MSE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y - \hat{y})^2 \quad (5)$$

$$E_{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y - \hat{y})^2} \quad (6)$$

式中:  $y$  为真实值;  $\hat{y}$  为预测值;  $n$  为预测样本个数。

2 种模型的预测性能如表 3 所示。

表3 WNN 与 GA WNN 预测性能评估

Table 3 Prediction performance evaluation of WNN and GA WNN

模型	$E_{MAE}$	$E_{MSE}$	$E_{RMSE}$
WNN	0.166 6	0.038 0	0.194 8
GA WNN	0.109 6	0.017 1	0.130 9

由表 3 可知, GA WNN 模型预测的  $E_{MAE}$ ,  $E_{MSE}$ ,  $R_{MSE}$  分别比 WNN 模型降低了 0.057 0, 0.020 8, 0.063 9, GA WNN 模型预测精度明显优于 WNN 模型, 说明遗传算法的引入可以更好地实现 IGBT 寿命预测。

## 5 结语

针对 IGBT 寿命预测问题, 本文提出一种基于 GA 优化的 WNN 时间序列预测方法。该方法能够有效解决原始数据波动大的问题, 更好地拟合预测曲线。根据 NASA PCoE 研究室提供的老化数据集, 并选取合适的特征参数, 搭建 GA WNN 预测模型并与 WNN 预测模型进行对比。结果表明, 遗传算法优化后的模型具有更高的预测精度, 有利于 IGBT 设备的运行状态评估与寿命预测。

### 参考文献 :

- [1] BALIGA B J. IGBT 器件: 物理、设计与应用 [M]. 北京: 机械工业出版社, 2018.  
BALIGA B J. The IGBT device: physics, design and applications of the insulated gate bipolar transistor[M]. Beijing: China Machine Press, 2018.
- [2] 麻晓. HXd1C 型电力机车牵引变流器电气原理及重点故障分析处理 [D]. 北京: 中国铁道科学研究院, 2019.  
MA Yao. Electrical principle and troubleshooting analysis on HXd1C type locomotive traction inverters[D]. Beijing: China Academy of Railway Sciences, 2019.
- [3] 方鑫, 周维维, 姚丹, 等. IGBT 模块寿命预测模型综述 [J]. 电源学报, 2014(3): 14-21.  
FANG Xin, ZHOU Luwei, YAO Dan, et al. An overview of IGBT life prediction models[J]. Journal of Power Supply, 2014(3): 14-21.
- [4] KILINSKI T J, LESNIAK J R, SANDOR B I. Modern approaches to fatigue life prediction of SMT solder joints[M]. Boston: Springer, 1991.
- [5] SASAKI K, IWASA N, KUROSU T, et al. Thermal and structural simulation techniques for estimating fatigue life of an IGBT module[C]//IEEE. 2008 20th International Symposium on Power Semiconductor Devices and IC's. Orlando: IEEE, 2008. DOI: 10.1109/ISPSD.2008.4538928.
- [6] 王彬, 曹琳. 轨道交通用 IGBT 器件寿命预测技术综述 [J]. 机车电传动, 2020(1): 9-12.  
WANG Bin, CAO Lin. IGBT module lifetime prediction technology for rail transit[J]. Electric Drive for Locomotives, 2020(1): 9-12.

- [7] ALGHASSI A, PERINPANAYAGAM S, JENNIONS I K. A simple state-based prognostic model for predicting remaining useful life of IGBT power module[C]//IEEE. 2013 15th European Conference on Power Electronics and Applications (EPE). Lille: IEEE, 2013. DOI: 10.1109/EPE.2013.6634482.
- [8] 白梁军, 黄萌, 饶臻, 等. 基于 GARCH 模型的 IGBT 寿命预测 [J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(18): 5787-5795. BAI Liangjun, HUANG Meng, RAO Zhen, et al. Lifetime prediction of IGBT based on GARCH model[J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(18): 5787-5795.
- [9] 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.
- [10] 忻力, 荣智林, 窦泽春, 等. IGBT 在轨道交通牵引应用中的可靠性研究 [J]. 机车电传动, 2015(5): 1-5. XIN Li, RONG Zhilin, DOU Zechun, et al. Study on IGBT reliability of rail transit traction converter application[J]. Electric Drive for Locomotives, 2015(5): 1-5.
- [11] 孔梅娟, 李志刚, 李雄, 等. IGBT 功率模块状态监测技术研究现状 [J]. 半导体检测与设备, 2017, 42(2): 145-152. KONG Meijuan, LI Zhigang, LI Xiong, et al. Research status of condition monitoring technology in IGBT power module[J]. Semiconductor Testing and Equipment, 2017, 42(2): 145-152.
- [12] JI B, PICKERT V, CAO W, et al. In situ diagnostics and prognostics of wire bonding faults in IGBT modules for electric vehicle drives[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2013, 28(12): 5568-5577. DOI: 10.1109/TPEL.2013.2251358.
- [13] 杜雄, 李高显, 李腾飞, 等. 风电变流器 IGBT 模块的多时间尺度寿命评估 [J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(23): 6152-6166. DU Xiong, LI Gaoxian, LI Tengfei, et al. Multi-time scale lifetime evaluation of IGBT modules in the wind power converter[J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(23): 6152-6166.
- [14] 龚灿, 孙鹏菊, 杜雄, 等. 基于键合线压降的 IGBT 模块内部缺陷监测研究 [J]. 电源学报, 2016, 14(6): 153-162. GONG Can, SUN Pengju, DU Xiong, et al. Research on condition monitoring for defects inside IGBT modules based on voltage drop of bond wires[J]. Journal of Power Supply, 2016, 14(6): 153-162.
- [15] 丁荣军, 刘国友. 轨道交通通用高压 IGBT 技术特点及其发展趋势 [J]. 机车电传动, 2014(1): 1-6. DING Rongjun, LIU Guoyou. Technical features and development trend of high-voltage IGBT for rail transit traction application[J]. Electric Drive for Locomotives, 2014(1): 1-6.
- [16] GAO B, YANG F, CHEN M, et al. Thermal lifetime estimation method of IGBT module considering solder fatigue damage feedback loop[J]. Microelectronics Reliability, 2018, 82(3): 51-61. DOI: 10.1016/j.microrel.2017.12.046.
- [17] 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. [2021-04-17]. SHI Yezhao, GUO Bin, ZHENG Yongjun. Research on IGBT life prediction based on LSTM network[J/OL]. China Measurement & Test: 1-6. [2021-04-17].
- [18] Watanabe A, Tsukuda M, Omura I. Real time degradation monitoring system for high power IGBT module under power cycling test[J]. Microelectronics Reliability, 2013, 53(9/10/11): 1692-1696.
- [19] 黄晓慧, 张翠芳. 布谷鸟算法优化小波神经网络的短时交通流预测 [J]. 计算机应用与软件, 2017, 34(3): 238-242. HUANG Xiaohui, ZHANG Cuifang. Prediction for short-term traffic flow based on wavelet neural network optimised by Cuckoo search algorithm[J]. Computer Applications and Software, 2017, 34(3): 238-242.
- [20] 李会超, 李鸿, 张博. 基于遗传算法优化小波神经网络的短时交通流量预测 [J]. 计算机应用与软件, 2018, 35(7): 148-152. LI Huichao, LI Hong, ZHANG Bo. Short-term traffic flow forecasting based on wavelet neural network optimised by genetic algorithm[J]. Computer Applications and Software, 2018, 35(7): 148-152.
- [21] 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 fault prediction of IGBT based on deep learning[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2019.
- [22] AHSAN M, STOYANOV S, BAILEY C. Data driven prognostics for predicting remaining useful life of IGBT[C]//IEEE. 2016 39th International Spring Seminar on Electronics Technology (ISSE). Pilsen: IEEE, 2016. DOI: 10.1109/ISSE.2016.7563204.
- [23] HAQUE M S, CHOI S, BAEK J. Auxiliary particle filtering-based estimation of remaining useful life of IGBT[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2018, 65(3): 2693-2703. DOI: 10.1109/TIE.2017.2740856.
- [24] HUANG Q, PENG C, WANG L, et al. Effects of current and bonding wires damage on high-power IGBT module reliability by electro-thermo-mechanical simulation[C]//IEEE. 2020 21st International Conference on Electronic Packaging Technology (ICEPT). Guangzhou: IEEE, 2020. DOI: 10.1109/ICEPT50128.2020.9202868.