

基于退化相似性的变应力工况下 IGBT 寿命预测方法

仇志杰¹, 郑丹¹, 范涛^{1,2}, 温旭辉^{1,2}

(1. 中国科学院电工研究所 高密度电磁动力与系统全国重点实验室, 北京 100190; 2. 中国科学院大学, 北京 100049)

摘要: 为了实现动态变化工况下绝缘栅双极晶体管(IGBT)特定个体的实时可更新寿命预测, 提出一种解析寿命模型与基于相似性的数据驱动模型融合的变应力工况剩余使用寿命预测方法。首先, 通过恒定应力功率循环试验建立器件的一维解析寿命模型, 基于解析寿命模型实现了不同应力工况下的损伤等效。随后, 基于退化相似性实现了对特定个体退化轨迹的剩余寿命预测, 并采用灰狼优化算法(GWO)对退化相似性模型参数进行优化。最终, 通过一组变应力加速试验验证所提方法的有效性。结果表明, 该方法能够实现变应力工况下基于器件个体退化状态的寿命预测, 与现有解析寿命模型方法相比, 显著提高了预测的准确性。

关键词: 绝缘栅双极型晶体管; 寿命预测; 解析寿命模型; 退化相似性; 灰狼优化算法; 变应力工况

DOI: 10.15938/j.emc.2025.02.011

中图分类号: TM46

文献标志码: A

文章编号: 1007-449X(2025)02-0105-11

Method for remaining useful life prediction for IGBTs under variable stress conditions based on similarity of degradation

QIU Zhijie¹, ZHENG Dan¹, FAN Tao^{1,2}, WEN Xuhui^{1,2}

(1. State Key Laboratory of High Density Electromagnetic Power and Systems, Institute of Electrical Engineering, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China; 2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

Abstract: To achieve real-time up-datable lifetime prediction of specific insulated gate bipolar transistor (IGBT) individuals under dynamically changing working conditions, a remaining useful life prediction method under variable stress conditions combining analytical lifetime model and data-driven model based on similarity was proposed. Firstly, a one-dimensional analytical lifetime model of the device was established through constant stress power cycling tests, and damage equivalence under different stress conditions was realized based on the analytical lifetime model. Subsequently, the remaining useful life prediction of specific individual degradation trajectories was achieved based on degradation similarity, and the parameters of the degradation similarity model were optimized using the grey wolf optimization (GWO) algorithm. Finally, effectiveness of the proposed method was verified through a set of variable stress accelerated tests. The results show that the method can achieve lifetime prediction based on the degradation state of individual devices under variable stress conditions and significantly improves the prediction accuracy compared with the existing analytical lifetime model methods.

Keywords: insulated gate bipolar transistors; lifetime prediction; analytical lifetime model; degradation similarity; grey wolf optimization; variable stress conditions

收稿日期: 2024-10-24

基金项目: 国家重点研发计划(2021YFB2500600)

作者简介: 仇志杰(1986—), 女, 硕士, 工程师, 研究方向为电力电子可靠性;

郑丹(1982—), 女, 硕士, 高级工程师, 研究方向为功率器件状态监测;

范涛(1981—), 男, 博士, 研究员, 博士生导师, 研究方向为永磁电机分析与优化设计、先进电机控制;

温旭辉(1963—), 女, 博士, 研究员, 博士生导师, 研究方向为电机驱动与电力电子技术应用。

通信作者: 范涛

0 引言

功率半导体器件是实现电能变换的核心器件,被广泛应用到智能电网、高速铁路牵引、工业变频、新能源汽车等领域,其可靠性是影响电力电子系统可靠性的关键因素。研究表明,在电力系统中,由功率半导体器件引起的失效占总体失效原因的21%^[1]。根据一项针对2017年至2023年涉及到23个国家陆上和海上运行的风机故障数据的统计分析结果,功率器件失效是导致风电变流器故障的最主要原因^[2]。

功率半导体的失效模式可以分为随机失效和老化失效^[3]。其中,随机失效通常是由使用或设计不当引起,可以通过增加保护电路、优化系统及器件设计和改进制造工艺等措施降低失效风险。器件发生老化失效的主要原因在于多层封装材料在交变热应力作用下的疲劳,焊接层疲劳开裂和键合线脱落是两个主要的表现形式^[4]。器件的老化失效进程伴随其应用的整个生命周期,必然发生。因此,针对功率器件的老化失效机理进行健康状态评估和剩余使用寿命(remaining useful life, RUL)预测对于降低电力电子系统非计划停机风险、实现长期安全可靠运行尤为关键。

功率器件的老化过程通常会导致电热参数的变化,通过外部特性参数的测量可以间接评估功率器件的健康状态,这些能够反映健康状态的特性参数称为退化表征量或者老化指标^[5]。文献[6]从在线测量、校准、通用性、准确性、线性和灵敏度6个维度对 $V_{CE(on)}$ 、 I_C 、 V_{CE} 、 V_{GEth} 、 I_C 、 t_{on}/t_{off} 等IGBT的电气参数进行比较分析,认为导通压降 $V_{CE(on)}$ 是表征器件健康状态的优选参数。然而,由于导通压降同时受到电流、结温等芯片工况的影响随时变化,由老化引起的导通压降轻微上升通常会被工况变化引起的导通压降变化而掩盖。

功率器件寿命预测通常可以分为解析寿命模型和数据驱动模型2种方法。解析寿命模型一般是通过拟合加速寿命试验得到的数据来建立功率器件失效前热循环次数即循环寿命 N_f 与电热应力之间的解析表达式,这些常见的电热应力包括结温变幅、结温均值、加热时间和电流等^[7]。解析寿命模型方法通过系统仿真或在线监测得到结温,通过雨流计数进行应力统计作为解析寿命模型的输入,最后通过计算累积损伤获得对应工况下的预期寿命^[8-10]。解析寿命模型系数的值通常因器件结构、工艺而

异^[11],解析寿命模型的寿命预测结果为同一型号产品在某一可靠度/失效概率下的预期寿命。损伤累积可以将基于解析模型的寿命预测拓展到变应力工况。文献[12]对基于解析寿命模型和损伤累积原理得到的变应力工况下的IGBT模块预期寿命进行试验验证,2个样品的寿命真值分别落在B1~B10(即失效概率为1%~10%)和B10~B20(失效概率为10%~20%)的预期寿命区间内。

基于数据驱动寿命预测方法针对同类产品老化过程中退化表征量的全生命周期测量数据建立数据驱动模型,然后结合特定产品或系统的实际运行监测数据,实现针对具体个体的寿命预测。文献[13]将采用贝叶斯优化的长短期记忆神经网络(long short-term memory, LSTM)用于IGBT的寿命预测,文献[14]将 $V_{CE(on)}$ 退化数据视作一个非平稳时间序列,并基于GARCH模型实现了IGBT模块退化曲线的回归分析。文献[15]利用双指数模型对IGBT模块的退化趋势进行建模,并采用粒子滤波(particle filter, PF)方法实现模型系数的递推与更新。与解析模型方法相比,数据驱动方法是真正能实现针对特定个体且能够根据监测数据更新预测结果的寿命预测方法。然而,由于功率器件老化过程中键合线会突然脱落,现有的基于退化趋势性建模和回归预测的方法难以对键合线突然脱落引起的退化表征量的跳变和非线性特征进行准确建模和预测。此外,产品的退化速率与所承受的应力水平密切相关,现有使用数据驱动模型对功率器件进行寿命预测研究中,往往基于同型号产品的恒定应力加速试验,并未在数据驱动模型中实现变应力条件建模,与真正满足对实际动态变化工况下的功率器件特定个体的实时可更新的寿命预测的应用需求相距甚远。

基于相似性的RUL预测方法是一类新兴起的寿命预测方法,通过将当前个体与历史样本的全生命周期退化数据进行相似度匹配,寻找出最为相似的样本作为参考,预测当前样本的RUL^[16]。与其他数据驱动方法相比,其不同点在于基于相似性的寿命预测方法不需要对产品进行退化趋势性建模即可提供预测结果,特别适用于历史样本数据较为充分且退化趋势不确定性较大的情况。与其他数据驱动方法相同的是,基于相似性的RUL预测方法同样针对同类产品相似工况,其建立的寿命预测模型无法解决变化工况下的寿命预测问题。

本文通过老化机理分析,提出与电流和结温无

关的退化表征量,通过实施功率循环试验建立 IGBT 模块的解析寿命模型,获得全生命周期的退化表征量曲线作为退化轨迹。提出一种融合解析寿命模型与数据驱动模型的 IGBT 寿命预测方法,可实现变应力工况下 IGBT 的寿命预测。该方法首先利用解析寿命模型对不同应力条件下的损伤进行等效处理,随后通过相似性分析构建寿命预测模型,以预测 IGBT 的 RUL。并随着监测数据的累积动态更新预测结果,实现对特定个体的 RUL 预测。

1 IGBT 退化特性提取

1.1 功率循环试验

为了获得功率器件的全生命周期退化特性数据,选取某国产 450 A/1 200 V 半桥封装 IGBT 模块作为实验对象实施功率循环老化试验,试验条件如表 1 所示,模块样品和试验设备如图 1 所示。测试过程中,被测样品被安装在水冷板上,通入一定占空比的大电流 I_C ,使结温 T_j 在大电流导通时间 t_{on} 内升温到预期最大结温 T_{jmax} ,然后通过水冷使得器件在大电流断开时间内降温至最小结温 T_{jmin} ,由此产生结温的周期性变化即 ΔT_j 。 T_{jmean} 是指最大结温与最小结温的平均值,即 $T_{jmean} = (T_{jmax} + T_{jmin})/2$ 。其中,结温 T_j 使用小电流法获得,即在大电流断开时间内给样品通入小电流 $I_m = 100$ mA,并测量小电流压降,根据事先标定好的小电流压降与结温的关系将小电流压降转化为大电流断开到大电流重新导通前的结温变化。试验过程中大电流保持不变,对每个循环周期大电流切断前的大电流导通压降 $V_{CE(on)}$ 以及最大结温 T_{jmax} 进行采集,作为每个样品的过程监测数据。同时为了解测试过程中样品焊层老化情况,在试验前后通过热测试获取模块的瞬态热阻抗曲线。并依据 JEDEC 标准 JESD 51-14^[17] 使用瞬态热阻抗曲线计算得到了模块的结构函数,结构函数反映了散热系统从热源到环境全部的热阻及热容特性^[18]。

表 1 功率循环试验条件

Table 1 Power cycling test conditions

试验序号	$T_{jmax}/^{\circ}\text{C}$	$\Delta T_j/^{\circ}\text{C}$	$T_{jmean}/^{\circ}\text{C}$	I_C/A	t_{on}/s
1	150	100	100	450	1.2
2	140	80	100	450	1.0
3	130	60	100	400	1.0

图 2 给出了 IGBT 模块在功率循环实验前后结构函数测试结果,从测试结果可以看出,模块结壳到壳

部分的阻容特性基本不变,即模块结壳热阻未发生显著变化。

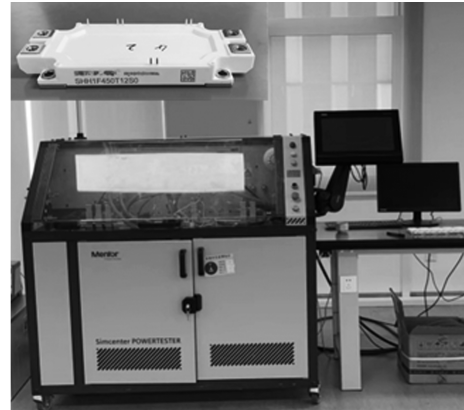


图 1 IGBT 模块样品和功率循环实验设备

Fig. 1 IGBT module sample and the power cycling test equipment

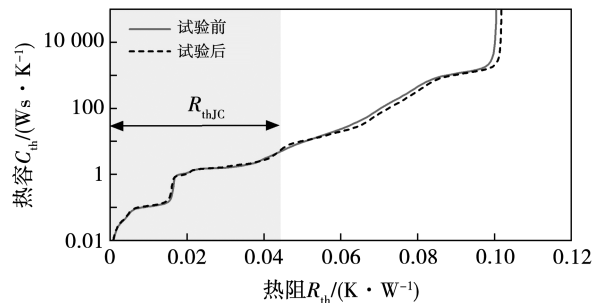


图 2 功率循环试验过程中的 IGBT 模块结构函数

Fig. 2 IGBT structure function during power cycling

图 3 给出了 IGBT 模块样品大电流导通压降 $V_{CE(on)}$ 变化情况,并采用了小波去噪方法对原始测量数据进行滤波处理。通过导通压降的变化曲线可以看到,在试验早期, $V_{CE(on)}$ 随着循环次数的增加上升,然后趋于平缓增长;当发生键合线脱落时, $V_{CE(on)}$ 会产生跳变,一次或几次跳变后急剧增长直至 IGBT 失效。然而 $V_{CE(on)}$ 不仅受到老化状态的影响,还与电流及结温相关。要在变化的运行工况下实现退化表征与寿命预测,有必要在进行老化机理分析的基础上,将老化引起的退化特性与工况参数解耦,建立与工况参数无关、只与老化有关的退化表征量。

1.2 老化机理分析

导通状态下 IGBT 可简化为一个 PiN 二极管与一个工作在线性区的 MOSFET 的串联结构^[19],其大电流输出特性可以近似表示成门槛电压与大电流通流引起的导通电阻上压降的叠加,如图 4 所示,即

$$V_{CE(on)} = V_{CE0} + R_{CE} I_C \quad (1)$$

式中: V_{CE0} 是门槛电压; R_{CE} 是导通电阻; I_C 是集电极导通电流。

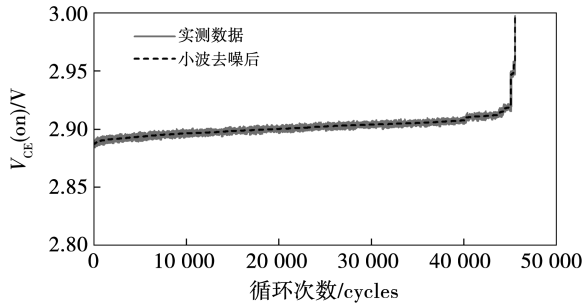


图3 功率循环试验过程中的 $V_{CE(on)}$

Fig. 3 $V_{CE(on)}$ during power cycling

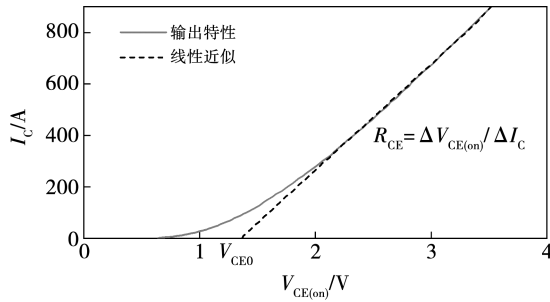


图4 IGBT 输出特性

Fig. 4 Output characteristic of IGBTs

导通电阻 R_{CE} 由芯片电阻 R_{chip} 、键合电阻 R_{bond} 、DBC 敷铜电阻 R_{copper} 以及功率端子电阻 $R_{terminal}$ 组成,即

$$R_{CE} = R_{chip} + R_{bond} + R_{copper} + R_{terminal} \quad (2)$$

在功率循环过程中,交变热应力集中于功率芯片区域。键合线与芯片接触界面由于热失配产生微裂纹,随着裂纹扩展直至键合线逐渐脱落,引起键合电阻 R_{bond} 增大^[5],从而导致导通电阻 R_{CE} 增加。同时有研究表明,式(1)中门槛电压 V_{CE0} 的值与功率器件封装老化程度无显著相关性^[19]。

1.3 退化特性表征

根据老化机理分析,可以得到与老化相关的导通电阻变化量的表达式为

$$\Delta R_{CE} = \Delta V_{CE(on)} / I_C \quad (3)$$

式中: $\Delta V_{CE(on)}$ 是导通压降变化量; ΔR_{CE} 是对应的导通电阻变化量, ΔR_{CE} 与电流无关,但与结温相关。

文献[20]中,将导通电阻变化量与结温的关系表示为

$$\Delta R_{CE}(T_j) = \Delta R_{CE0}(1 + k_R T_j) \quad (4)$$

式中: ΔR_{CE0} 是 0 °C 下的导通电阻变化量; k_R 是导通电阻温度系数,铝键合线的电阻率温度系数为

0.004 29/°C; T_j 是芯片温度; $\Delta R_{CE}(T_j)$ 是 T_j 下的导通电阻变化量。

由于不同结温下获得的导通电阻变化量无法直接比较,在得到导通电阻温度系数的值后,可以使用下式将不同结温下获得的导通电阻温度系数折算到同一参考结温下,即

$$\Delta R_{CE}(T_{jr}) = \Delta R_{CE}(T_j) \frac{1 + k_R T_{jr}}{1 + k_R T_j} \quad (5)$$

式中: T_j 是实测结温; $\Delta R_{CE}(T_j)$ 是实测结温下计算得到的导通电阻变化量; T_{jr} 是参考结温; $\Delta R_{CE}(T_{jr})$ 是参考结温下的导通电阻变化量,该参数与电流和结温无关,且能够作为退化表征量。

本文选取 $T_{jr} = 100$ °C 作为参考结温,首先,按照式(3)计算得到功率循环过程中的导通电阻变化量,然后按照式(5)将导通电阻变化量折算到参考结温下的导通电阻变化量,最后,得到表1中3组功率循环实验过程中 IGBT 样品在参考温度下的导通电阻变化量的退化曲线,如图5所示。

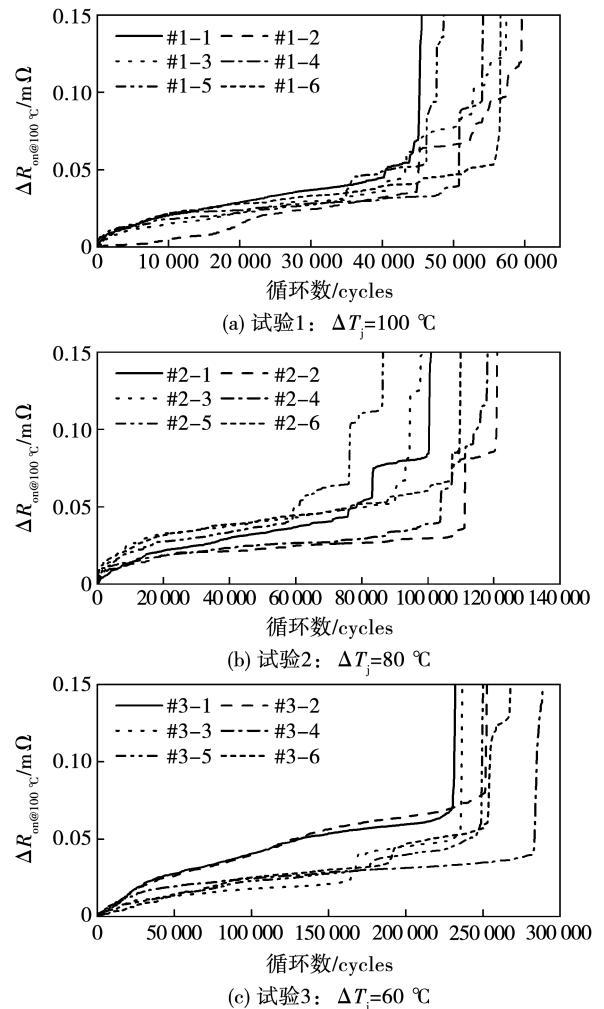


图5 功率循环过程中导通电阻变化量曲线

Fig. 5 On-resistance variation during power cycling

图5中每个子图的6条导通电阻变化量曲线反映了每组试验的6个样品的导通电阻变化量随着循环次数的增加而逐渐增长的过程;循环次数的增加给键合线与芯片接触界面造成了疲劳损伤,导通电阻逐渐增大,最终器件失效。3组功率变换试验应力水平越大,失效循环次数越少。每组试验的6个样品的失效循环次数在量级上基本相近,但由于存在样品的个体差异性,也有一定的分散性,每个样品导通电阻增大的幅度和过程并不完全一致。

2 基于累积损伤的参考退化轨迹提取

2.1 解析寿命模型

功率循环试验结果可以用来拟合功率器件的功率循环解析寿命模型。按照包含的输入变量的数量由少到多的顺序,常用的解析寿命模型包括 Coffin-Manson 模型^[21]、Lesit 模型^[22]和 Bayerer 模型^[23]等。由于解析寿命模型的关键系数是基于大量试验得到的,虽然使用更多的输入变量能降低模型的不确定性,但是模型复杂性的增加使得模型的建立需要更大的样本容量和更多的试验,从而导致高昂的时间经济成本。本文采用的解析寿命模型与基于相似性的数据驱动模型融合的方法,其优点在于增加了样本个体的退化过程数据信息来提高寿命预测结果的准确性,弥补了解析寿命模型中输入变量数量差异产生的预测误差,更具经济性和应用价值。综上,本文使用以结温变幅 ΔT_j 为输入变量的 Coffin-Manson 模型建立功率器件一维解析寿命模型,其表达式为

$$N_f = A(\Delta T_j)^b. \quad (6)$$

首先进行对数线性变换

$$\ln N_f = \ln A + b \ln(\Delta T_j). \quad (7)$$

根据功率循环试验循环寿命结果数据,通过最小二乘法线性拟合得到模型系数 A 和 b 。得到 Coffin-Manson 模型的系数值为 $A = 8.166 \times 10^{10}$, $b = -3.093$,拟合结果如图6所示。

该一维解析寿命模型可以用于计算恒定结温变幅 ΔT_j 下该型号 IGBT 总体的平均预期循环寿命。显然,解析模型方法能够反映恒定结温变幅 ΔT_j 对总体寿命的影响,而不能够反映样品的个体差异对个体寿命的影响,无法用于对特定个体的寿命进行预测。

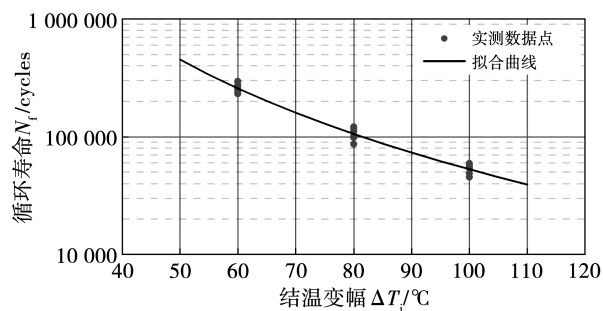


图6 一维功率器件解析寿命模型

Fig. 6 One-dimensional power device analytical life model

2.2 基于累积损伤的退化轨迹

产品可靠性工程中广泛使用 Miner 线性损伤累积原理来解决变应力工况下的寿命估计问题。当产品在恒定应力幅值 S 下经受了 1 个应力循环时,将该应力幅值 S 带入解析寿命公式计算得到产品在应力幅值 S 下的预期寿命 N_f ,则 1 个应力循环产生的疲劳损伤度 ΔD 为

$$\Delta D = \frac{1}{N_f}. \quad (8)$$

根据 Miner 线性损伤累积原理,恒定应力幅值 S 下 k 个应力循环下的疲劳损伤度可以线性地累加起来,即累积损伤度 $D(k)$ 为

$$D(k) = \sum_{i=1}^k \frac{1}{N_f} = \frac{k}{N_f}. \quad (9)$$

当应力幅值随时间变化时, k 个应力循环下的累积损伤度 $D(k)$ 为

$$D(k) = \sum_{i=1}^k \frac{1}{N_{fi}} = \frac{1}{N_{f1}} + \frac{1}{N_{f2}} + \cdots + \frac{1}{N_{fk}}. \quad (10)$$

式中 N_{fk} 为第 k 个应力循环的应力幅值 S_k 所对应的预期寿命。

通过上面的定义可以看到,与实际的物理上的损伤不同,Miner 线性损伤累积原理中疲劳损伤度的物理含义为产品的相对寿命使用量。通常情况下,一般假设累积损伤度 $D_f = 1$ 时产品发生失效,即产品的全部寿命消耗完毕导致产品失效。由于解析寿命模型给出的寿命结果为基于产品总体计算的预期循环寿命,对于样本个体来说,其真实循环寿命可能高于或低于预期循环寿命,样本个体失效时的累积损伤度 D_f 实际上是以预期寿命为基准值的寿命标么值,因此存在个体实际失效的 D_f 高于或低于 1 的情况。

将表1中每组试验所采用的结温变幅 ΔT_j 代入

式(6),分别计算结温变幅为 $\Delta T_j = 100\text{ }^{\circ}\text{C}$ 、 $\Delta T_j = 80\text{ }^{\circ}\text{C}$ 和 $\Delta T_j = 60\text{ }^{\circ}\text{C}$ 时所对应的预期循环寿命 N_f 。结果如表2所示。

表2 不同结温变幅条件下的预期寿命

Table 2 Expected cycle life under different junction temperature amplitude

试验序号	$\Delta T_j / ^{\circ}\text{C}$	N_f / cycles
1	100	5.32×10^4
2	80	1.06×10^5
3	60	2.58×10^5

表1中的3组试验均属于恒定应力试验,因此将表2中每组试验的预期循环寿命 N_f 代入式(9)计算循环次数 k 对应的累积损伤度 $D(k)$,然后将图4中3组试验的导通电阻变化量随循环次数 k 变化的退化曲线中的横坐标替换为累积损伤度 $D(k)$,表示成导通电阻变化量随累积损伤度 D 变化的退化曲线,具体如图7所示。

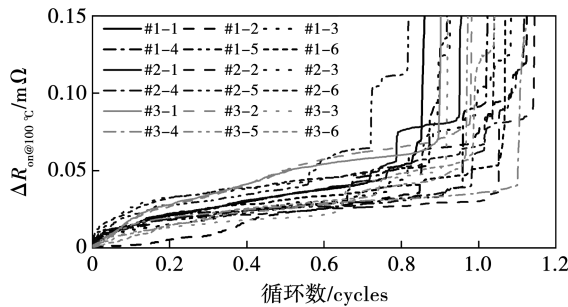


图7 导通电阻变化量随累积损伤度变化的退化曲线

Fig. 7 Degradation curve of on-resistance variation with cumulative damage

为了实现在变应力工况下对特定个体进行寿命预测,本文在解析寿命模型的基础上基于退化相似性方法融合特定个体的退化特性用于寿命预测。图7给出的 IGBT 导通电阻变化量随累积损伤度 D 变化的退化曲线可以用于建立基于退化相似性的预测模型。按照损伤度 $\Delta D = 0.01$ 的间隔对导通电阻变化量随累积损伤度 D 变化的退化数据进行重采样使采样点均匀,重采样后的数据作为用于退化相似性比较的 IGBT 退化轨迹的参考数据集。

3 基于退化相似性的 RUL 预测

3.1 基于退化相似性的寿命预测模型

针对特定个体的寿命预测通常需要个体的退化

过程进行建模,在退化数据非线性的情况下,退化趋势性建模有时是比较困难的。通过 IGBT 模块老化过程中的导通电阻退化曲线可以看到,导通电阻变化量初期变化不大、平稳增长,后期存在着明显的跳变,这使得利用退化趋势进行预测工作存在很大的难度。本文提出应用基于退化相似性的寿命预测方法对功率器件的 RUL 进行预测。基于退化相似性的寿命预测方法,首先需要测试样本与参考样本是同型号同工况下的样本,且具备相同的退化表征量和相似的退化轨迹,之后选择合适的相似性度量对测试样本与参考样本之间退化轨迹的相似性进行比较,根据相似性大小,以相似性高的参考样本的 RUL 作为参考 RUL,然后选择合适的权重函数对参考 RUL 进行加权融合,作为测试样本 RUL 的预测值,原理如图8所示。

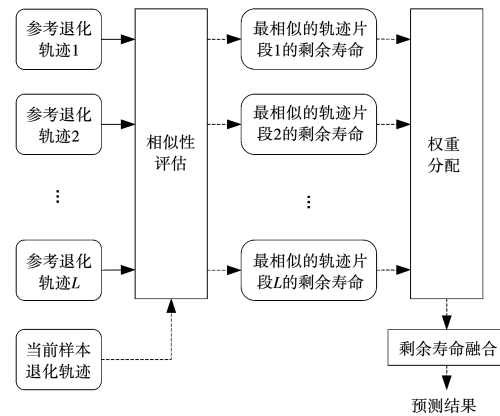


图8 基于退化相似性的寿命预测方法

Fig. 8 RUL prediction method based on similarity of degradation

退化相似性方法的核心在于样本退化轨迹的提取、相似性度量方法以及权重函数的选择。本文在2.2节中给出的导通电阻变化量随累积损伤度变化的退化曲线作为样本相似性比较的退化轨迹。下面对退化轨迹相似性度量方法予以说明。

假设样本的退化轨迹采样间隔为 Δt , 测试样本的退化表征量记为 x , 则测试样本第 n 个采样点为 $x(n\Delta t)$, 第 i 个参考样本的退化表征量的第 m 个采样点记为 $x_i(m\Delta t)$, n 和 m 均为正整数。测试样本当前时刻记为 $t = k\Delta t$ 。

首先需要给定相似性度量时间宽度 D 。对于测试样本,使用距离当前时刻 t 最近的 $H+1$ 个数据点作为相似性比较的轨迹片段 X , 即

$$\mathbf{X}(k, H) = [x((k - H)\Delta t), x(k\Delta t)]。 \quad (11)$$

式中 H 是非负整数,且 $D = H\Delta t$ 。 H 的大小决定了进行相似性比较的序列长度,一般可根据经验确定。

每个参考样本自开始工作至失效前的任意连续 $H + 1$ 个采样点均可以作为与测试样本进行相似性度量的参照,任意一个参考样本 i 的任意一个度量宽度为 D 的轨迹片段 $\mathbf{X}_i$ 为

$$\mathbf{X}_i(m, H) = [x_i((m - H)\Delta t), x_i(m\Delta t)]。 \quad (12)$$

式中 m 是参考样本 i 的退化轨迹的第 m 个采样点,且 $H + 1 \leq m \leq M_i$, M_i 表示参考样本 i 从完全健康至完全失效的采样点数目。

构建基于相似性的 RUL 预测模型的第二步是定义相似性度量方法。相似性度量用于量化参考样本与测试样本度量范围内的各采样点数据之间的相似程度。本文使用最为常用的欧几里德距离作为相似性测度,测试样本和参考样本之间的欧氏距离越小,表示二者的退化相似程度越高,即

$$d(\mathbf{X}, \mathbf{X}_i) = \sqrt{\sum_{g=0}^H [x((k - g)\Delta t) - x_i((m - g)\Delta t)]^2}。 \quad (13)$$

式中: $d(\mathbf{X}, \mathbf{X}_i)$ 为测试样本的轨迹片段 $\mathbf{X}$ 和参考样本的轨迹片段 $\mathbf{X}_i$ 之间的欧氏距离; g 为非负整数。

然后是确定采用各个参考样本哪个时刻的 RUL 用以预测测试样本的 RUL。在当前时刻 $t = k\Delta t$, 将测试样本的轨迹片段 $\mathbf{X}$ 与每个参考样本自开始工作至失效前的任意一个轨迹片段 $\mathbf{X}_i$ 进行循环匹配, 计算所有匹配区间的 $d(\mathbf{X}, \mathbf{X}_i)$, 取使得参考样本 i 与测试样本欧几里德距离最小的退化变量采样点序列区间的结束时刻 $N_i(k)\Delta t$ 时的 RUL 作为 RUL 估计值来预测测试样本的 RUL, 其中

$$N_i(k) = \arg \min_m d(\mathbf{X}(k, H), \mathbf{X}_i(m, H))。 \quad (14)$$

参考样本 i 在 $N_i(k)\Delta t$ 时刻的 RUL 为

$$r_{ei}(k) = (M_i - N_i(k))\Delta t。 \quad (15)$$

最后,需确定各个参考样本得到的 RUL 估计值 $r_{ei}(k)$ 的权重函数 $w_i(k)$ 。常见的方法是给所有估计值赋予相同的权重、按照相似度的高低赋予权重等^[24]。本文参考文献[16]中核密度加权方法,首先获得参考样本 i 在 $k\Delta t$ 时刻的 RUL 为

$$r_i(k) = (M_i - k)\Delta t。 \quad (16)$$

则在 $k\Delta t$ 时刻样本 RUL 概率密度分布为

$$\hat{f}_h(r) = \frac{1}{Lh} \sum_{i=1}^L K\left(\frac{r - r_i(k)}{h}\right)。 \quad (17)$$

式中: L 为参考样本的个数; r 是一个任意 RUL 点; K 是核函数,本文中使用了高斯核函数; $h > 0$ 是带宽的平滑参数,带宽越大,密度函数越平滑。

为了计算参考样本 i 的权重函数 $w_i(k)$, 定义函数 $z_i(k)$ 为

$$z_i(k) = \hat{f}_h(r_{ei}(k))。 \quad (18)$$

对上式进行归一化后得到权重函数 $w_i(k)$ 为

$$w_i(k) = z_i(k) / \sum_{i=1}^L z_i(k)。 \quad (19)$$

综上,测试样本在 $t = k\Delta t$ 时刻的预测 RUL 可表示为各个参考样本的 RUL 估计值 $r_{ei}(k)$ 的加权和,即

$$\hat{r}(k) = \sum_{i=1}^L w_i(k) r_{ei}(k)。 \quad (20)$$

3.2 模型参数的优化

常用的模型预测准确性的指标包括均方误差 (mean squared error, MSE)、平均绝对误差 (mean absolute error, MAE)、决定系数 (R^2) 等。本文选择 RUL 预测的平均百分比误差 (mean absolute percentage error, MAPE) 最小作为优化目标, MAPE 表征的相对误差随着 RUL 的降低而线性增加,能够更好地反映 RUL 预测应用中随着寿终时间临近希望预测绝对误差越来越低的需求。MAPE 的计算公式为

$$\text{MAPE} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \frac{|r(k) - \hat{r}(k)|}{r(k)}。 \quad (21)$$

式中: $r(k)$ 和 $\hat{r}(k)$ 是测试样本 RUL 真值和预测值; N 是所有预测点的个数。

在确定了优化目标的基础上,本文采用灰狼优化算法对模型参数进行优化。灰狼优化算法 (grey wolf optimization, GWO) 是 Mirjalili 等于 2014 年提出的一种新型群体智能优化算法。GWO 算法具有结构简单、需要调节的参数少、容易实现等特点,在函数优化方面收敛速度和求解精度均优于粒子群算法 (particle swarm optimization, PSO)^[25]。

灰狼优化算法将前 3 匹最好的狼 (最优解) 分别定义为 α , β 和 δ 。其余的狼 (候选解) 被定义为 ω 。下面介绍灰狼优化算法的数学模型。

1) 灰狼包围猎物的行为定义如下:

$$\mathbf{X}(t + 1) = \mathbf{X}_p - A |C\mathbf{X}_p - \mathbf{X}(t)|; \quad (22)$$

$$A = 2ar_1 - a; \quad (23)$$

$$C = 2r_2. \quad (24)$$

式中: X 和 X_p 分别是灰狼个体和猎物的位置; t 是迭代次数; a 是收敛因子, 随着迭代次数从 2 线性减小到 0; r_1 和 r_2 是 $[0, 1]$ 之间的随机数。

2) 灰狼个体依据 α, β 和 δ 狼的位置更新自己位置的数学模型描述如下:

$$\left. \begin{aligned} X_1 &= X_\alpha - A_1 | C_1 X_\alpha - X(t) |; \\ X_2 &= X_\beta - A_2 | C_2 X_\beta - X(t) |; \\ X_3 &= X_\delta - A_3 | C_3 X_\delta - X(t) |. \end{aligned} \right\} \quad (25)$$

式中 X_α, X_β 和 X_δ 分别表示 α, β 和 δ 的当前位置。则灰狼个体的下一个位置更新为

$$X(t+1) = \frac{X_1 + X_2 + X_3}{3}. \quad (26)$$

将参考样本的退化轨迹数据每次取出 1 个样本作为测试样本, 其余样本作为训练样本, 以寿命预测结果的 MAPE 作为适应度函数(优化目标), 采用交叉验证对寿命预测模型参数进行优化。其中用于相似性比较的序列长度 H 取值范围 $[1, 10]$, 狼群数目选择 20, 最大迭代次数为 40。带宽 h 的取值范围 $[0.5, 20]$ 。通过 GWO 找到序列长度参数最优值 $H=5$, 带宽参数最优值 $h=18.63$ 。下面将得到的模型最优参数用于变应力工况下的 RUL 预测。

4 变应力寿命预测试验验证

4.1 变应力样品退化特征提取

与本文 1.1 节同样的试验环境下, 在变应力条件对同型号同批次 2 只 IGBT 模块样品进行寿命预测验证试验, 实测结温变幅 ΔT_j 如图 9 所示。

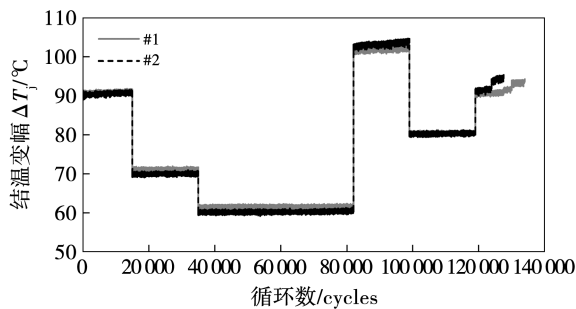


图9 变应力寿命预测验证试验条件

Fig. 9 Variable stress lifetime prediction verification test conditions

将图 9 给出的结温变幅 ΔT_{jk} 代入到一维解析寿命模型即式(6)中, 计算其对应的预期寿命 N_{ik} , 然后根据式(10)计算变应力条件下累积损伤度 $D(k)$,

得到循环次数与累积损伤度的关系。样品累积损伤度 $D=1$ 时对应的循环次数即为解析模型方法的寿命预测值, 记为 N_{fest} 。按照下式计算解析模型方法的 RUL 预测值, 即

$$r_{\text{est}}(k) = N_{\text{fest}} - k. \quad (27)$$

式中: r_{est} 为解析模型方法的 RUL 预测值; k 为当前循环次数。

同时, 按照下式计算 RUL 真值, 即

$$r_{\text{true}}(k) = N_{\text{true}} - k. \quad (28)$$

式中: N_{true} 为样品的寿命真值即实际失效时循环数; k 为当前循环次数。

对 2 只变应力样品的过程监测数据进行处理, 提取参考温度下的导通电阻变化量, 并将其表示成随累积损伤度变化的退化轨迹, 为了使 2 只变应力样品的退化轨迹采样间隔与参考样本数据一致, 按照损伤度 $\Delta D=0.01$ 间隔进行重采样, 结果如图 10 所示。

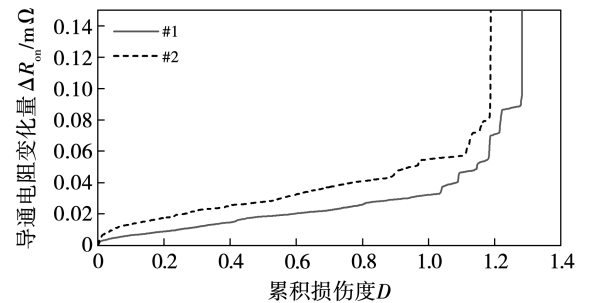


图10 变应力试验样品退化轨迹

Fig. 10 Degradation trajectories of variable stress test samples

4.2 应力样品 RUL 预测结果

根据本文给出的基于退化相似性的寿命预测方法, 以图 10 中变应力样品退化轨迹数据作为测试样本、图 7 中恒定应力功率循环试验样品退化轨迹数据作为参考样本, 随着循环次数的增加, 持续预测两只变应力样品的剩余损伤度, 并按照图 10 中循环次数与累积损伤度的对应关系将剩余损伤度换算成循环次数, 得到 RUL 预测结果如图 11 所示。

由图 11 可以看出, 解析模型方法的寿命预测值 N_{fest} 为固定值, 只与应力过程有关、与个体无关, 不能随着个体退化数据的监测而更新, 因此, 计算得到的 RUL 预测值与真值的绝对误差也是固定值, 并且随着 RUL 真值的降低, 相对误差逐渐增大。

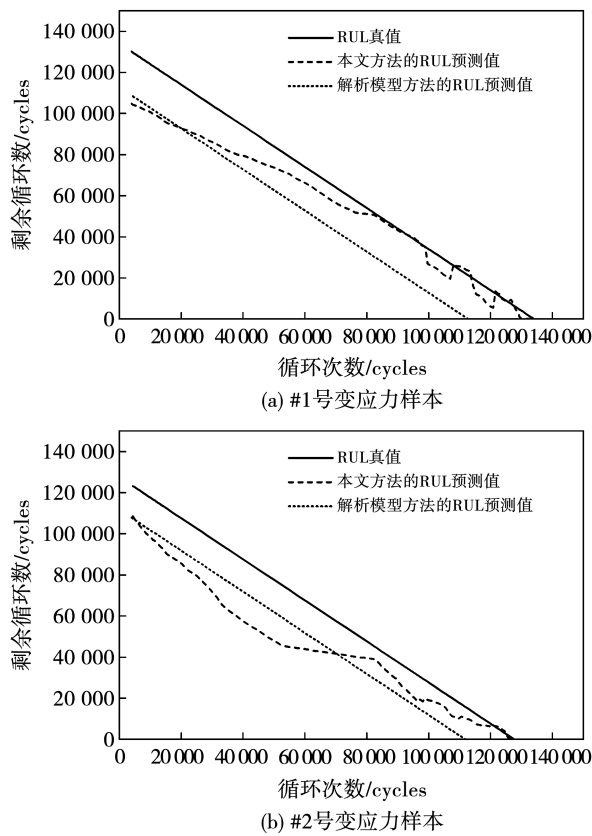


图 11 变应力试验样品 RUL 预测结果

Fig. 11 RUL prediction results for variable stress test samples

为了评估预测结果的准确性,采用 GB/T 43555—2023《智能服务 预测性维护 算法测评方法》^[26]中提出的预测准确率作为评估指标,该指标汇总整个退化过程上所有预测结果以全面评估预测性能。其计算表达式为

$$Ac(r, \hat{r}) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N e^{-\frac{|r(i) - \hat{r}(i)|}{r(i)}} \times 100\%。 \quad (29)$$

式中: $Ac(r, \hat{r})$ 为预测准确率; i 为预测点序号; N 为预测点总数; $r(i)$ 和 $\hat{r}(i)$ 分别为该预测点的 RUL 真值与 RUL 预测值。最终结果如表 3 所示。

表 3 预测准确率结果

Table 3 Prediction accuracy results

寿命预测方法	预测准确率/%	
	#1 变应力样品	#2 变应力样品
解析模型方法	60.8	67.0
本文方法	85.3	76.2

RUL 预测结果显示,本文提出的预测方法总体

输出结果能够较为准确地跟踪 RUL 消耗趋势。与解析模型方法相比,在临近寿终的区域,预测的绝对误差逐渐缩小,计算得到的预测准确率也显著优于解析模型方法,在基本类似的变应力条件下,预测结果能够反映个体退化特性差异对 RUL 的影响。

5 结 论

本文针对功率器件键合线老化的寿命预测问题开展研究,提出以导通电阻变化量作为退化表征量以及从功率循环监测数据提取导通电阻变量退化轨迹的方法。针对传统基于解析寿命模型和损伤累积的寿命预测方法得到的是样本在同等应力水平下的可靠寿命,无法体现样本的个体差异,并不适用于针对特定个体的寿命评估的问题,本文提出利用损伤累积实现应力等效、利用相似性方法进行 RUL 预测的思路,并实施变应力条件功率循环试验,采集验证样品的退化监测数据对提出的方法进行验证。本文的工作形成如下结论:

- 1)参考温度下的导通电阻变量的退化轨迹可以用于表征随着功率循环次数增加键合线与芯片接触界面疲劳损伤程度,且能与电流及实时结温解耦。
- 2)解析寿命模型方法以及相似性寿命预测方法各有其优缺点,本文提出的方法实现了 2 种方法的有效融合,能够充分利用功率循环试验获得的样本个体寿命数据与退化数据,有效提高寿命预测的准确性。
- 3)本方法实现了变应力工况功率器件个体化、可更新的寿命预测。尤其在临近寿终的区域,预测绝对误差能够逐渐收敛,更能满足实际应用需求。

由于不同型号器件的寿命不同,其他型号 IGBT 可以参照本方法通过实施功率循环试验获得对应的解析寿命模型系数以及全生命周期退化数据用于寿命预测。研究表明,PWM 条件与 DC 功率循环测试条件下的功率器件的退化机理以及循环寿命并没有显著区别^[27]。本文提出的 RUL 寿命预测方法也适用于实际应用条件下的 IGBT 在线寿命预测。在下一阶段的工作中,将进一步研制导通压降与结温的高精度在线检测电路,研究基于电机控制器平台的加速退化试验方法,实现基于实际应用拓扑以及实际工况的在线寿命预测。

参考文献:

- [1] 赖伟,陈民铀,冉立,等. 老化实验条件下的 IGBT 寿命预测模型[J]. 电工技术学报,2016,31(24):174.
LAI Wei, CHEN Minyou, RAN Li, et al. IGBT lifetime model based on aging experiment[J]. Transactions of China Electrotechnical Society,2016,31(24):174.
- [2] FISCHER K, PELKA K, BARTSCHAT A, et al. Reliability of power converters in wind turbines: exploratory analysis of failure and operating data from a worldwide turbine fleet[J]. IEEE Transactions on Power Electronics,2019,34(7):6332.
- [3] ABUELNAGA A, NARIMANI M, BAHMAN A S. A review on IGBT module failure modes and lifetime testing[J]. IEEE Access, 2021,9:9643.
- [4] BAO Yangjie, JIANG Quan. Summary of life prediction and failure analysis of IGBT modules based on accelerated aging test[C]//2019 22nd International Conference on Electrical Machines and Systems, August 11 – 14, 2019, Harbin, China. 2019:1 – 5.
- [5] IBRAHIM A, KHATIR Z, OUSTEN J P, et al. Using of bond-wire resistance as aging indicator of semiconductor power modules[J]. Microelectronics Reliability,2020,114:113757.
- [6] FANG Xiaochun, LIN Shuai, HUANG Xianjin, et al. A review of data-driven prognostic for IGBT remaining useful life[J]. Chinese Journal of Electrical Engineering,2018,4(3):73.
- [7] 张军,张犁,成瑜. IGBT 模块寿命评估研究综述[J]. 电工技术学报,2021,36(12):2563.
ZHANG Jun, ZHANG Li, CHENG Yu. Review of the lifetime evaluation for the IGBT module[J]. Transactions of China Electrotechnical Society,2021,36(12):2563.
- [8] 王希平,李志刚,姚芳. 考虑任务剖面的模块化多电平换流器可靠性评估方法研究[J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(7): 2495.
WANG Xiping, LI Zhigang, YAO Fang. The reliability assessment method for MMCs considering mission profile[J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(7): 2495.
- [9] LIN Shuai, FANG Xiaochun, LIN Fei, et al. Lifetime prediction of IGBT modules based on mission profiles in traction inverter application[C]//2019 IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference, October 14 – 17, 2019, Hanoi, Vietnam. 2019: 1 – 6.
- [10] CUPERTINO A F, LENZ J M, BRITO E M S, et al. Impact of the mission profile length on lifetime prediction of PV inverters[J]. Microelectronics Reliability, 2019, 100 – 101: 113427.
- [11] 黄先进,杜田倩,王凤川,等. 基于列车运行图的 CRH3 牵引变流器 IGBT 模块寿命预测[J]. 电工技术学报, 2022, 37(S1): 172.
HUANG Xianjin, DU Tianqian, WANG Fengchuan, et al. Mission profiles-based lifetime prediction for IGBT modules applied to CRH3 traction converter[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2022, 37(S1): 172.
- [12] CHOI U M, MA Ke. Validation of lifetime prediction of IGBT modules based on linear damage accumulation by means of superimposed power cycling tests[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2018, 65(4): 3520.
- [13] 任宏宇,余瑶怡,杜雄,等. 基于优化长短期记忆神经网络的 IGBT 寿命预测模型[J]. 电工技术学报, 2024, 39(4): 1074.
REN Hongyu, YU Yaoyi, DU Xiong, et al. IGBT lifetime prediction model based on optimized long short term memory neural network[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2024, 39(4): 1074.
- [14] 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.
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.
- [15] JIANG Maogong, LÜ Qianqian, LI Peilei, et al. Remaining useful life prediction of IGBT module based on particle filter combining with particle swarm optimization[C]//2022 Prognostics and Health Management Conference, May 27 – 29, 2022, London, United Kingdom. 2022: 132 – 135.
- [16] 张妍,王村松,陆宁云,等. 基于退化特征相似性的航空发动机寿命预测[J]. 系统工程与电子技术, 2019, 41(6): 1414.
ZHANG Yan, WANG Cunsong, LU Ningyun, et al. Remaining useful life prediction for aero-engine based on the similarity of degradation characteristics[J]. Systems Engineering and Electronics, 2019, 41(6): 1414.
- [17] JEDEC. Transient dual interface test method for the measurement of the thermal resistance junction-to-case of semiconductor devices with heat flow through a single path; JESD 51 – 14[S].
- [18] QIU Zhijie, ZHANG Jin, NING Puqi, et al. Transient thermal FE-model calibration based on thermal structure functions for power modules[C]//2017 IEEE Transportation Electrification Conference and Expo, August 7 – 10, 2017, Harbin, China. 2017: 1 – 5.
- [19] ELEFFENDI M A, JOHNSON C M. In-service diagnostics for wire-bond lift-off and solder fatigue of power semiconductor packages[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2016, 32(9): 7189.
- [20] 郑丹,宁圃奇,仇志杰,等. 基于老化补偿的功率模块全生命周期在线结温监测方法[J]. 电工技术学报, 2024, 39(12): 3705.
ZHENG Dan, NING Puqi, QIU Zhijie, et al. Full life-cycle on-

- line junction temperature monitoring of power module based on aging compensation [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2024, 39(12): 3705.
- [21] LI Yang, AGYAKWA P A, JOHNSON C M. Physics-of-failure lifetime prediction models for wire bond interconnects in power electronic modules[J]. IEEE Transactions on Device & Materials Reliability, 2013, 13(1): 11.
- [22] HELD M, JACOB P, NICOLETTI G, et al. Fast power cycling test of IGBT modules in traction application [C]//2002 IEEE Proceedings of Second International Conference on Power Electronics and Drive Systems, May 26 - 29, 2002, Singapore. 2002: 1 - 6.
- [23] BAYERER R, HERRMANN T, LICHT T, et al. Model for power cycling lifetime of IGBT modules-various factors influencing lifetime[C]//5th International Conference on Integrated Power Electronics Systems, March 11 - 13, 2008, Nuremberg, Germany. 2008: 1 - 6.
- [24] LIU Zhen, WANG Qing, SONG Chenliang, et al. Similarity-based difference analysis approach for remaining useful life prediction of GaAs-based semiconductor lasers [J]. IEEE Access, 2017, 5: 21512.
- [25] 张晓凤, 王秀英. 灰狼优化算法研究综述[J]. 计算机科学, 2019, 46(3): 30.
- ZHANG Xiaofeng, WANG Xiuying. Comprehensive review of grey wolf optimization algorithm[J]. Computer Science, 2019, 46(3): 30.
- [26] 全国工业过程测量控制和自动化标准化技术委员会. 智能服务 预测性维护 算法测评方法: GB/T 43555—2023[S]. 北京: 中国标准出版社, 2024.
- [27] 邓二平, 严雨行, 陈杰, 等. 功率器件功率循环测试技术的挑战与分析[J]. 中国电机工程学报, 2023, 43(13): 5135.
- DENG Erping, YAN Yuxing, CHEN Jie, et al. Power cycling test technologies for power semiconductor devices-challenges and analysis[J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(13): 5135.

(编辑:邱赫男)

(上接第 104 页)

- [11] LIU Chengcheng, WANG Xue, WANG Shaopeng, et al. Magneto-thermal coupling analysis of permanent magnet claw pole machine using combined 3D magnetic and thermal network method [J]. IEEE Transactions on Applied Superconductivity, 2022, 32(6): 1.
- [12] 朱旭光, 刘正蒙, 刘国海, 等. 基于混合介质网格的表贴式永磁游标电机通用等效磁网络模型[J]. 中国电机工程学报, 2024, 44(5): 2009.
- ZHU Xuguang, LIU Zhengmeng, LIU Guohai, et al. General equivalent magnetic network model of surface permanent magnet vernier machine based on hybrid medium mesh [J]. Proceedings of the CSEE, 2024, 44(5): 2009.
- [13] DING Ling, LIU Guohai, CHEN Qian, et al. A novel mesh-based equivalent magnetic network for performance analysis and optimal design of permanent magnet machines [J]. IEEE Transactions on Energy Conversion, 2019, 34(3): 1337.
- [14] YANG Peipei, LIANG Yanping, BIAN Xu, et al. Probing homotopy continuation method for solving nonlinear magnetic network equations [J]. IEEE Access, 2021, 9(3): 32239.
- [15] BIAN Xu, ZHAO Yan, LIANG Yanping. Electromagnetic network method for transient circulating current calculation of stator transposition windings in large synchronous compensator based on equivalence of local magnetic field [J]. IEEE Transactions on Energy Conversion, 2022, 37(3): 1825.

(编辑:刘琳琳)