

DOI: 10.13382/j.jemi.B2104628

多数据驱动人工神经网络的 IGBT 结温在线估计方法^{*}

赵泽宇 杜明星

(天津理工大学天津市复杂系统控制理论及应用重点实验室 天津 300384)

摘 要:传统结温估计方法因其无法根据 IGBT 模块健康状态实时调校,从而导致当模块发生封装退化后无法准确估计结温。因此,为解决在实际工况中模块封装退化造成的结温估计误差问题,建立了一个基于多数据驱动的以人工神经网络为主体的 IGBT 结温在线估计模型。首先,确定饱和压降作为温敏电参数并研究其构成,分析其与集电极电流、芯片结温和封装退化之间的耦合关系。随后,为解决封装退化造成的饱和压降温度特性变化问题,提出结合米勒电压温度特性的优势,配合饱和压降与集电极电流驱动人工神经网络算法构建结温估计模型,并通过搭建实验平台提取数据,完成模型的训练。最终,通过与传统结温估计方法对比估计误差,新模型将结温估计误差从 20%降低到了 5%以下。

关键词:IGBT;结温估计;封装退化;数据驱动;神经网络

中图分类号: TM93 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 470.4

On line estimation of IGBT junction temperature based on multi data driven artificial neural network

Zhao Zeyu Du Mingxing

(Tianjin Key Laboratory of Control Theory & Applications in Complicated System,
Tianjin University of Technology, Tianjin 300384, China)

Abstract: Traditional junction temperature estimation methods cannot be adjusted according to the health status of IGBT module in real time, which leads to inaccurate junction temperature estimation when the module is degraded. Therefore, to solve the problem of junction temperature estimation error caused by module package degradation in actual conditions, this paper established a multi-data-driven IGBT junction temperature online estimation model with artificial neural network as main body. Firstly, the saturation voltage drop was determined as a thermoelectric parameter and its composition was studied. The coupling relationship between the saturation voltage drop, collector current, chip junction temperature and package degradation are analyzed. Then, to solve the problem of temperature characteristic change of saturation voltage drop caused by package degradation, a junction temperature estimation model was constructed by combining the advantages of Miller voltage temperature characteristic and the artificial neural network algorithm driven by saturation voltage drop and collector current. And the data were extracted by building an experimental platform to complete the training of the model. Finally, by comparing the estimation error with the traditional junction temperature estimation method, the new model reduces the estimation error from 20% to about 5%.

Keywords:IGBT; junction temperature estimation; package degradation; data driven; neural network

0 引 言

绝缘栅双极型晶体管 (insulated gate bipolar transistor, IGBT) 是电能转换和传输装置的核心电力电子

器件。因其具有低驱动损耗与低开通损耗等优点,被广泛的应用于轨道交通、电动汽车、风力发电等领域。研究表明,电力电子系统中有 31% 的故障归因于内部功率器件失效^[1],且温度每升高 10 ℃,其失效概率将提升近一倍^[2]。因此考虑到整体系统安全运行,对 IGBT 模块实时

的结温监测是至关重要的。

现有的结温提取方法中温敏电参数法应用最为广泛。其本质为使用具有温度依赖性的电参数间接表征 IGBT 的结温,因此在使用此种方法在线估计结温时,模块自身就是温度传感器^[3]。文献[4-8]中分别对 IGBT 开通延时、关断延时、米勒平台持续时间、阈值电压等温敏电参数进行了研究,并利用其温度依赖性在线估计结温。但实际工况中 IGBT 模块开关频率快,受到干扰信号强,高精度的在线提取 IGBT 暂态温敏电参数用于在线结温估计实现起来较为困难。文献[9]提出使用多输入数据驱动步进算法的方式构建数学模型估计结温。这种方法优势在于多输入数据之间可以互相校正,降低了对提取精度的要求,但其选用的温敏电参数均较难在工况中获取。文献[10]中提出建立人工神经网络结温估计模型,因其能够构建虚拟函数处理输入输出之间的非线性问题,较于常规模型其精度得到了很大提升,并且该研究选用作为温敏电参数的饱和压降提取也较为简单。文献[11-14]均提出利用多数据驱动神经网络算法的方法,该方法结合了多数据校正与神经网络算法的优势,进一步提高了模型的输出精度。但利用该方法估计结温时,以上研究均未考虑实际工况中 IGBT 模块封装退化导致的温敏电参数温度特性变化问题。

为解决该问题,本文建立了一个可应用于发生封装退化 IGBT 模块的高精度结温估计模型,具体工作内容如下:

1) 讨论了饱和压降的温度依赖性以及封装退化对其温度特性造成的影响,论证了解决该问题的必要性。

2) 结合米勒平台电压的温度特性与人工神经网络对非线性问题的高效处理能力解决由模块封装退化引起的结温估计误差问题。

3) 搭建实验平台,获取用于驱动人工神经网络的数据训练集,驱动神经网络深度学习后建立新的结温估计模型。

4) 建立传统模型进行结温提取误差对比,验证了新模型的先进性。

1 模型驱动参数分析

1.1 饱和压降温度特性分析

如图 1 所示,IGBT 可等效由 MOSFET 和双极型晶体管 PNP 构成,基区电阻(R_s)通常被设计成很小的值, R_N 为 PNP 晶体管调制电阻,与 IGBT 导通电阻密切相关, R_J 为模块封装电阻。

如图 1 可知,IGBT 饱和压降 V_{ce-on} 由芯片电压 $V_{ce-chip}$ 和封装电压 $V_{ce-package}$ 构成。芯片电压 $V_{ce-chip}$ 则由加在 PNP 部分以及 MOSFET 上的压降构成,表达式为:

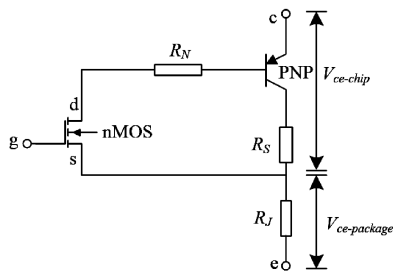


图 1 IGBT 简化等效电路图

Fig. 1 Simplified equivalent circuit diagram of IGBT

$$V_{ce-chip} = V_{PNP} + V_{MOS} \quad (1)$$

$$V_{PNP} = \frac{2kT}{q} \ln \left[\frac{I_c W_N}{4q D_n n_i p Z \cdot f(W_N/2L_a)} \right] \quad (2)$$

$$V_{MOS} = \frac{I_c L_{CH}}{Z \mu_{ni} C_{ox} (V_G - V_{TH})} \quad (3)$$

其中, k 为玻尔兹曼常量; T 为绝对温度; q 为电子的电荷量; W_N 为 N 型漂移区宽度; D_a 为双极扩散系数; n_i 为本征载流子浓度; p 为元胞节距; Z 为垂直于横截面方向上的元胞宽度; L_{CH} 为沟道长度; μ_{ni} 为反型层电子迁移率; C_{ox} 为栅极氧化层单位电容; V_G 为栅偏压; V_{TH} 为阈值电压。式(2)中的函数 $f(W_N/2L_a)$ 由式(4)给出:

$$f\left(\frac{W_N}{2L_a}\right) = \frac{(W_N/2L_a) \tanh(W_N/2L_a)}{\sqrt{1 - 0.25 \tanh^4(W_N/2L_a)}} e^{-qV_M/2kT} \quad (4)$$

其中, V_M 为与饱和压降相关的系数, L_a 为双极扩散长度。

由上分析可得, $V_{ce-chip}$ 主要受到集射极电流 I_c , 本征载流子浓度 n_i , 反型层电子迁移率 μ_{ni} 和双极扩散系数 D_a 的影响,它们的具体表达式由式(5)~(7)给出:

$$n_i = \sqrt{N_c \cdot N_v} e^{-E_G/2kT} = 3.87 \times 10^{16} T^{3/2} e^{-(7.02 \times 10^3)/T} \quad (5)$$

$$\mu_{ni} = 1360 (T/300)^{-2.42} \quad (6)$$

$$D_a = 1.5 \times 10^9 \cdot \frac{k \cdot T^{-1.33}}{q \cdot (1 + 5.52 \cdot T^{-0.1})} \quad (7)$$

其中, E_G 为禁带宽度, N_c 和 N_v 分别为导带和价带的态密度。

综上所述, $V_{ce-chip}$ 的主要影响因素为结温 T_j 和集射极电流 I_c 。图 2 为不同温度下 IGBT 模块的输出特性曲线。由图 2 可知,当电流值约为 27 A 时,饱和压降几乎不随结温变化,此时的电流值被称为临界电流。当集射极电流小于临界电流时,饱和压降呈负温度系数;大于临界电流时,饱和压降呈正温度系数。因此,当 IGBT 正常工作时,模块结温、集射极电流与饱和压降之间具有明显的非线性特征。

1.2 封装退化对饱和压降的影响分析

在 IGBT 模块实际工作过程中,大量热量在 IGBT 芯

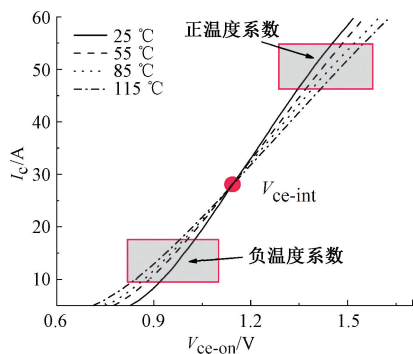


图2 不同温度下 IGBT 输出特性曲线

Fig. 2 IGBT output characteristic curve at different temperatures

片和 FWD 芯片上产生。由于键合线与芯片、上铜层的接触处各材料的热膨胀系数不同,功率和温度循环冲击下,键合点会出现裂纹并延伸,键合线会出现翘曲和脱落,如图 3 所示。并联键合线的脱落增大了封装电阻 R_j 的同时直接影响封装电压 $V_{package}$ 的大小,进而影响到工作状态饱和压降的大小。

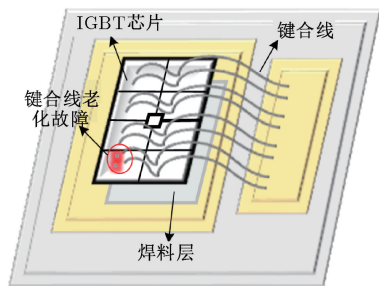


图3 IGBT 模块键合线脱落

Fig. 3 IGBT module bonding wire falling off

焊料层作为封装模块热量的传输通道,也常因模块产生的热量无法及时散出而产生老化损伤,其老化形式常以空洞和裂纹的形式出现,如图 4 所示。较于键合线老化,焊料层老化直接影响模块的热平衡,提升封装热阻的同时使得模块在同等工况下产生更多热量。

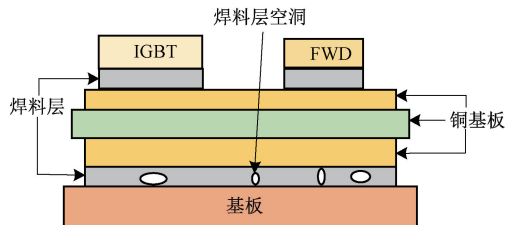


图4 IGBT 模块焊料层损伤

Fig. 4 Solder layer damage of IGBT module

图 5 为键合线断裂前后 IGBT 模块的输出特性曲线对比图。由图 5 可知,当模块键合线发生老化损伤后,饱

和压降明显上升,且随着温度的升高以及集电极电流的增大,其变化程度也更加明显。文献[15]对 IGBT 模块焊料层损伤做了相关研究,研究表明当模块发生焊料层损伤后,相同工况下的结温总是高于健康模块,但焊料层损伤并不对饱和压降造成直接影响,而是通过减缓模块散热速度的方式影响实时结温,从而间接影响饱和压降的大小,且焊料层损伤并不会改变饱和压降的温度特性。

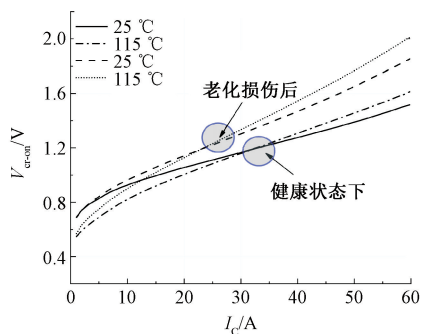


图5 IGBT 输出特性曲线对比

Fig. 5 Comparison of IGBT output characteristic curve

综上所述,使用饱和压降估计结温时,与其相关联的耦合关系如图 6 所示。由图 6 可知,当研究饱和压降与结温之间的关系时,多重耦合因素都需要被考虑,传统的研究方法构建的单一函数模型并不能准确描述这种复杂的非线性关系,且当饱和压降由于模块封装退化而改变温度特性后,常规函数模型也不能进行自动调节,从而会造成巨大的结温估计误差。因此本文从解决饱和压降温度特性变化的问题入手,将其与米勒平台电压、集电极电流结合构成多数据驱动,并以神经网络算法为主体构建结温估计模型。

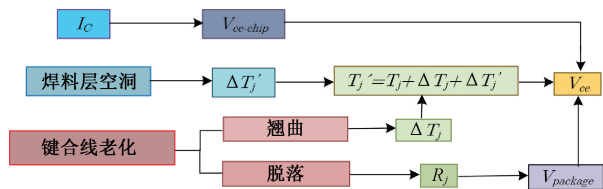


图6 饱和电压影响因素关系

Fig. 6 Relationship between factors affecting saturation voltage

1.3 开通米勒平台电压温度特性分析

米勒平台电压值 $V_{GE,MP}$ 表达式如下:

$$V_{GE,MP} = V_{TH} + \sqrt{\frac{2I_c(1 - \alpha_{PNP})}{\mu_{ni}C_{ox}W/L}} \quad (8)$$

其中, V_{TH} 为模块阈值电压, I_c 为集电极电流, α_{PNP} 为 PNP 晶体管电流增益, μ_{ni} 为反型层电子迁移率, C_{ox} 是栅极氧化层单位电容。 $V_{GE,MP}$ 与模块结温之间有着很高的灵敏度和线性度^[16],且模块的封装退化对其基本没有影

响,其决定性的影响因素为芯片内部寄生电容的大小^[17]。因此在构建模型时将其作为输入可以有效地对其他输入量进行标定,帮助所构建的模型处理其因封装退化造成的输入输出映射关系变化问题。

综上所述,本文选用的多输入数据与输出之间存在明显的非线性关系,且输入输出间的映射关系会根据模块的封装退化程度实时变化。因此为保证构建的模型既可以很好地处理输入输出间的非线性关系,又能够即时调整输入输出间映射关系,本文使用人工神经网络作为结温估计模型的主体算法。

2 神经网络模型的构建

2.1 神经网络理论分析

人工神经网络模型通过对输入数据库的深度学习,完成输入输出间关系的构建。其中反向传播(back propagation, BP)神经网络最为常用^[18]。其可以自适应样本数据,通过自发迭代调整网络连接权值使网络输出误差最小。整个网络的学习过程是一种自发的误差反向传播并修正的过程,不需要人工对复杂的公式进行计算推导,因此,以其为主体构建的模型不仅较于传统的数学函数模型有着更高的输出精度,且其自发构建的虚拟函数也使得神经网络模型拥有良好的非线性问题处理能力^[19]。

根据本次研究要求,构建神经网络模型过程如下:首先将测量好的输入量 I 与其期望输出量 O 以变量的形式储存于数据库中,其中输入变量 I 设定为 $I_n = [V_{cen}, I_{cn}, V_{GE, MPn}]$,输出变量 O_n 设定为 $O_n = [T_{jn}]$,设定神经网络从数据库中随机调用相匹配的输入输出变量,随后对选用的输入输出变量进行归一化处理,并依次赋予基础权值 ω_{ij} 后累加,随后根据输入输出间特性,构建虚拟映射并预测输出,最后将预测输出 T_{j-pre} 与用于验证误差的输出 T_{jn} 进行对比后验证误差,若不符合要求,则将误差反传至隐含层用于修改权值,随后继续训练直至输出误差达到要求。

本次研究中模块的封装退化程度会影响输入输出间的映射关系,因此本文构建的神经网络需在不同输入与其对应的单一输出间构建不同的虚拟函数 $f_n(\cdot)$ 以保证模型的精确度,神经网络结构如图 7 所示。即神经网络需对同一结温对应的不同输入温敏电参数组进行深度学习,使得神经网络在对不同封装退化程度下的模块进行结温预测时,都有对应的虚拟映射保证输出精度。

2.2 训练数据库的构建

本文使用 SEMIKRON 公司出产的型号为 SKM75GB12T4 的 IGBT 模块作为测试对象,所搭建的实

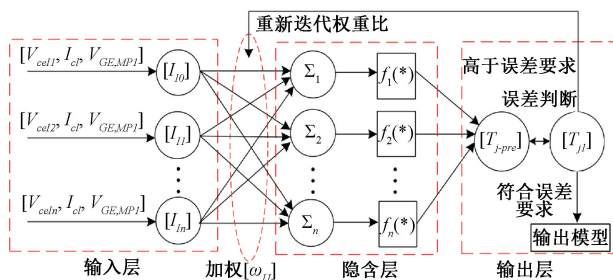


图 7 神经网络结构

Fig. 7 Structure of neural network

验平台如图 8 所示。在结温测试实验中使用加热板控制模块工作温度;使用可调直流电源和感性负载构建 IGBT 真实工作电路;在模块栅-射极使用可编程直流电源与任意波形信号发生器提供驱动电压与信号,控制驱动板驱动模块完成开通关断过程;使用示波器与高精度数字万用表进行数据采集。

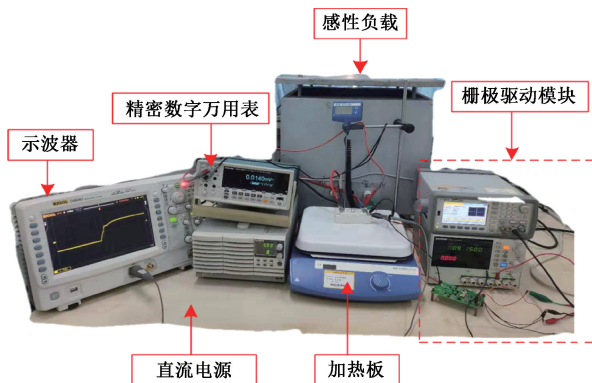


图 8 实验平台图

Fig. 8 Experimental platform

完成整体实验平台的搭建后,加热模块模拟其不同工作温度,每次加热到目标温度后保持 5 min 以保证模块均匀受热。随后通过可控直流电源调节集射极电流大小,在不同集射极电流与温度下采集饱和压降与开通米勒平台电压的值,并设置重复实验求取数据平均值以保证实验数据的准确。为保证所获得的数据量可以足够完成人工神经网络的训练,本次实验设置自环境温度 20 ℃ ~ 125 ℃ (步长为 5 ℃) 调整集电极电流 1 ~ 60 A (步长为 0.5 A),测取对应温度及电流下的饱和压降及米勒平台电压值作为数据集。完成结温测试实验后人为逐根挑断键合线并重复上述实验过程,以完成不同封装退化程度下数据集建立。将获得的电参数数据作为输入量,对应结温作为输出量输入训练模型,并从训练集中随机选择 20 组作为验证集验证模型输出的误差是否符合要求,若误差小于设置阈值,则输出模型。

将获得的数据进行处理后绘制出模块各封装退化程度下的饱和压降曲面,如图9所示,其中 n 为键合线断裂根数。由图可知,最下层平面为健康状态下 IGBT 模块饱和压降,集射极电流与结温的关系平面,随着键合线断裂根数增加,饱和压降曲面有明显上升,且温度特性随之发生变化,图10为开通米勒平台与结温的关系图。

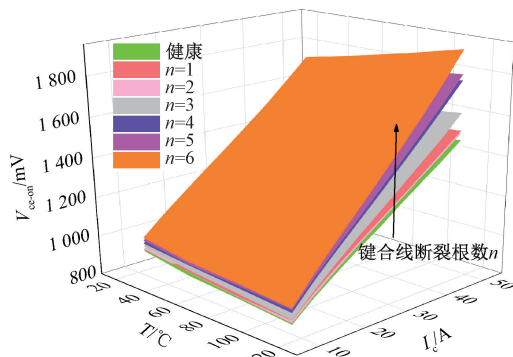


图9 IGBT 饱和压降曲面

Fig. 9 IGBT saturation pressure drop surface

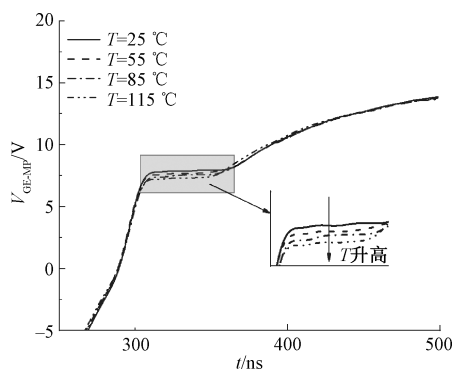


图10 $V_{GE,MP}$ 温度特性

Fig. 10 Temperature characteristics of $V_{GE,MP}$

2.3 预测结果及误差对比分析

为证明本次研究中新构建的神经网络模型的先进性,下文利用实验所得的数据分别构建常规数学模型以及传统神经网络模型与其进行误差对比。首先,将获得的数据利用 MATLAB 进行数学拟合,所构建的函数模型为 $f(x, y) = p_{00} + p_{10}x + p_{01}y + p_{20}x^2 + p_{11}xy + p_{02}y^2$, 将 x 设定为集射极电流值, y 为模块结温, $f(x, y)$ 为饱和压降值, 其中 $p_{00} = 729$, $p_{10} = 19.21$, $p_{01} = -1.17$, $p_{20} = -0.15$, $p_{11} = 0.056$, $p_{02} = -0.003$ 。

随后构建传统神经网络与本文提出的多数据驱动神经网络模型,三者同时对封装退化前后的模块进行结温估计并对比提取误差,误差计算方法如式(9)所示:

$$R\% = \frac{|T_j - T_{jm}|}{T_j} \times 100\% \quad (9)$$

其中, $R\%$ 为结温估计误差, T_j 为真实结温, T_{jm} 为模型输出结温。

图11为使用常规数学函数模型、传统神经网络模型与多数据驱动神经网络模型的提取结果误差对比图。分析图11可知,传统结温估计方法在对发生键合线老化故障的模块进行结温估计时,其误差基本都高于10%,并不符合工程要求,而在使用新模型进行结温估计后,无论模块是否发生老化故障,所估计的结温与实际结温之间的误差都低于5%,保证了实际生产工作中估计结温的精确度,也验证了模型的先进性。

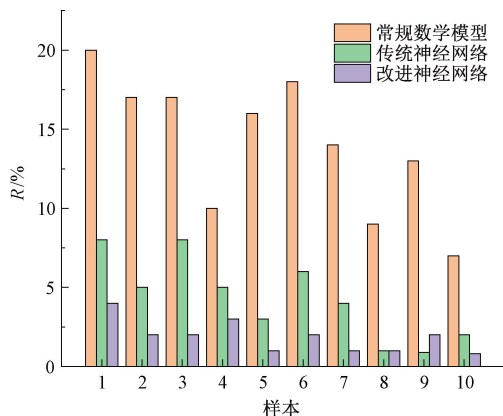


图11 结果误差对比

Fig. 11 Comparison of estimation results

3 结论

IGBT 模块作为电力电子系统中的关键器件,对其结温的实时准确监测是保证系统可靠运行的关键。但因其长期工作于复杂环境中,模块的封装退化总是伴随发生。模块的封装退化程度则直接影响其用于结温估计的温敏电参数的温度特性。传统结温估计方法并不能针对其温度特性改变问题提出解决方法,从而导致当模块发生封装退化后结温估计误差极大。因此,为解决该问题,本文建立了一个多数据驱动人工神经网络的 IGBT 结温在线估计模型,通过利用神经网络的高效非线性问题处理能力及自学习适应能力,解决饱和压降因模块老化损伤造成的温度特性变化问题及其与结温间的非线性关系问题。最终,通过搭建实验平台,采集训练神经网络的训练数据集,在对模型进行训练学习后通过与现有结温估计方法的误差对比,证明了模型的先进性与可靠性,并为未来构建可靠性智能化学习测试系统奠定了基础。

参考文献

- [1] 李凯伟,何怡刚,李兵,等. IGBT 功率模块热网络模型建立及其参数辨识方法综述和展望[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(1): 51-60.

- thermal network model establishment and parameter identification methods of IGBT power module [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020, 34 (1): 51-60.
- [2] 姚芳, 马静, 唐圣学, 等. IGBT 模块键合损伤机理、演化规律及状态监测[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(4): 88-99.
- YAO F, MA J, TANG SH X, et al. Bonding damage mechanism, evolution law and condition monitoring of IGBT modules [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40 (4): 88-99.
- [3] 张倩. 基于文献计量的我国功率半导体器件研究状况分析[J]. 电子测量技术, 2020, 43(4): 29-33.
- ZHANG Q. Analysis of research status of power semiconductor devices in China based on literature metrology [J]. Electronic Measurement Technology, 2020, 43 (4): 29-33.
- [4] LI L, NING P, WEN X, et al. A turn-off delay time measurement and junction temperature estimation method for IGBT [C]. 2017 IEEE Applied Power Electronics Conference and Exposition (APEC). IEEE, 2017: 2290-2296.
- [5] LUO H, CHEN Y, SUN P, et al. Junction temperature extraction approach with turn-off delay time for high-voltage high-power IGBT modules [J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2015, 31 (7): 5122-5132.
- [6] BAKER N, MUNK-NIELSEN S, IANNUZZO F, et al. IGBT junction temperature measurement via peak gate current [J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2015, 31(5): 3784-3793.
- [7] 胡洋, 马智浩, 李策, 等. 基于瞬态热阻抗的 IGBT 工况结温实时监测研究[J]. 科技创新与应用, 2021(4): 33-35.
- HU Y, MA ZH H, LI C, et al. Research on real time monitoring of IGBT junction temperature based on transient thermal impedance [J]. Technological Innovation and Application, 2021 (4): 33-35.
- [8] SHAO L, HU Y, XU G. A high precision on-line detection method for IGBT junction temperature based on stepwise regression algorithm [J]. IEEE Access, 2020, 8: 186172-186180.
- [9] 孟昭亮, 吕亚茹, 高勇, 等. 基于 MEA-BP 算法的 IGBT 结温预测模型[J]. , 2020, 45(11): 856-862.
- MENG ZH L, LYU Y R, GAO Y, et al. Prediction model of IGBT junction temperature based on MEA-BP algorithm [J]. Semiconductor Technology, 2020, 45 (11): 856-862.
- [10] 柴晓光, 宁圃奇, 曹瀚, 等. 基于大电流通态压降的 IGBT 功率模块结温监测方法的研究[J]. 电源学报, 2020, 18(4): 77-84.
- CHAI X G, NING P Q, CAO H, et al. Research on junction temperature monitoring method of IGBT power module based on large current on state voltage drop [J]. Journal of Power Supply, 2020, 18 (4): 77-84.
- [11] AHSAN M, STOYANOV S, BAILEY C. Data driven prognostics for predicting remaining useful life of IGBT[C]. 2016 39th International Spring Seminar on Electronics Technology (ISSE). IEEE, 2016: 273-278.
- [12] DOU Y. An improved prediction model of IGBT junction temperature based on backpropagation neural network and Kalman filter[J]. Complexity, 2021, 2021.
- [13] 姚芳, 胡洋, 李铮, 等. IGBT 模块结温预测 BP 神经网络模型[J]. 西北大学学报(自然科学版), 2017, 47(3): 367-374.
- YAO F, HU Y, LI ZH, et al. BP neural network model for IGBT junction temperature prediction[J]. Journal of Northwest University (Natural Science Edition), 2017, 47 (3): 367-374.
- [14] DU M, GUO Q, WANG H, et al. An improved cauer model of igt module: Inclusive void fraction in solder layer[J]. IEEE Transactions on Components, Packaging and Manufacturing Technology, 2020, 10 (8): 1401-1410.
- [15] 彭英舟, 周维维, 孙鹏菊, 等. 基于开通密勒平台电压的 IGBT 模块结温估计研究[J]. 中国电机工程学报, 2017, 37(11): 3254-3262, 3381.
- PENG Y ZH, ZHOU L W, SUN P J, et al. Research on junction temperature estimation of IGBT module based on Miller platform voltage [J]. Proceedings of the Chinese Society for Electrical Engineering, 2017, 37 (11): 3254-3262, 3381.
- [16] WANG C, HE Y, WANG C, et al. Multi-chip parallel IGBT power module failure monitoring based on gate dynamic characteristics[C]. 2020 5th Asia Conference on Power and Electrical Engineering (ACPEE). IEEE, 2020: 1234-1238.
- [17] 归伟夏, 陆倩, 苏美力. 关于系统级故障诊断的烟花-反向传播神经网络算法[J]. 电子与信息学报, 2020, 42(5): 1102-1109.
- GUI W X, LU Q, SU M L. Fireworks back propagation neural network algorithm for system level fault diagnosis [J]. Journal of Electronics and Information Technology, 2020, 42 (5): 1102-1109.
- [18] 李禹剑, 李剑, 辛伟瑶. 一种基于 BP 神经网络的老旧桥梁健康诊断方法[J]. 国外电子测量技术, 2020,

39(2):19-22.

LI Y J, LI J, XIN W Y. An old bridge health diagnosis method based on BP neural network [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2020, 39 (2): 19-22.

[19] 邬战军,牛敏,许冰,等. 基于谱回归特征降维与后向传播神经网络的识别方法研究[J]. 电子与信息学报, 2016,38(4):978-984.

WU ZH J, NIU M, XU B, et al. Research on recognition method based on spectral regression feature dimension reduction and back propagation neural network [J]. Journal of Electronics and Information Technology, 2016, 38 (4): 978-984.

作者简介



赵泽宇,2015 年获得天津理工大学学士学位,现于天津理工大学攻读硕士学位,主要研究方向为功率器件可靠性。
E-mail:359832475@qq.com

Zhao Zeyu received a B. Sc. degree from Tianjin University of technology in 2015 and is

now a M. Sc. candidate in Tianjin University of Technology. His main research interest includes power device reliability.



杜明星(通信作者),2012 年于天津大学获得博士学位,现任天津理工大学电气工程与自动化学院教授。2018 年 1~7 月,担任爱尔兰国立大学(Galway)电力电子研究中心访问学者。主要研究方向为电力电子设备的状态监测、电力半导体模块热建模和电力电子系统的电磁兼容性。

E-mail: dumx@tjut.edu.cn

Du Mingxing (Corresponding author) received the Ph. D. degree from Tianjin University (TJU) in 2012. He has been a professor with School of Electrical Engineering and Automation, Tianjin University of Technology. He was a visiting scholar with the Power Electronics Research Centre in the National University of Ireland (Galway) from January to July, 2018. His main research interests include condition monitoring for power electronics, power semiconductor module thermal modeling, and electromagnetic compatibility in power electronics system.