

# 基于 BP 神经网络的碳化硅 MOSFET 栅极老化监测方法研究

陈一凡<sup>1</sup>,王景霖<sup>2,3</sup>,崔江<sup>1</sup>,王友仁<sup>1</sup>

(1. 南京航空航天大学 自动化学院,江苏 南京 211106; 2. 航空工业上海航空测控技术研究所,上海 201601;  
3. 故障诊断与健康管理工作航空科技重点实验室,上海 201601)

**摘要:**针对碳化硅 MOSFET 运行工况复杂、易造成器件栅极老化、影响电力系统可靠性的问题,提出一种基于 BP 神经网络的碳化硅 MOSFET 栅极老化监测方法。以碳化硅 MOSFET 的阈值电压和体二极管通态压降作为栅极老化的敏感表征参数,设计、搭建测试实验平台,获取变测量条件下的电参数值,结合 BP 神经网络提取健康器件与老化器件样本数据间的特征差异,充分挖掘器件的可靠性信息。实验结果表明:该方法可对碳化硅 MOSFET 的栅极老化状态进行检测和评估。

**关键词:**碳化硅 MOSFET;栅极老化;阈值电压;BP 神经网络

中图分类号:TP277.2 文献标志码:A 文章编号:1671-5276(2023)04-0193-03

## Research on Gate-oxide Degradation Monitoring Method of SiC MOSFET Based on BP Neural Network

CHEN Yifan<sup>1</sup>, WANG Jinglin<sup>2,3</sup>, CUI Jiang<sup>1</sup>, WANG Youren<sup>1</sup>

(1. College of Automation and Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China;  
2. AVIC Shanghai Aero Measurement and Control Technology Research Institute, Shanghai 201601, China;  
3. Aviation Key Laboratory of Science and Technology on Fault Diagnosis and Health Management Technology, Shanghai 201601, China)

**Abstract:** Aiming at the problem of gate-oxide degradation of SiC MOSFET caused by complex operating conditions, which could affect the reliability of the power electronic systems, a BP neural network-based gate-oxide degradation monitoring method of SiC MOSFET was proposed. The threshold voltage of SiC MOSFET as well as the on-state voltage of the body diode were chosen as the sensitive parameters of gate-oxide degradation, and a test experimental platform was designed and built to obtain the two parameters under variable measurement conditions. The BP neural network was used to extract the differences between the healthy devices and the degraded devices, and fully explore reliability information of the devices. The results show that this method can accurately test and evaluate the gate-oxide degradation state of SiC MOSFET.

**Keywords:** SiC MOSFET; gate oxide degradation; threshold voltage; BP neural network

## 0 引言

功率开关器件是电力系统的核心元件。近年来随着人们对高功率密度和低损耗电力电子系统的不懈追求,以碳化硅 MOSFET 为代表的新型宽禁带功率半导体器件应运而生。碳化硅 MOSFET 以出色的击穿电压、开关频率和耐高温能力逐渐成为人们关注的热点,在航空功率变换器、光伏发电逆变器、轨道交通电源系统等电力电子应用领域具有广阔的发展前景<sup>[1]</sup>。然而,与硅基功率开关器件相比,碳化硅 MOSFET 存在较为明显的栅氧化层长期可靠性问题<sup>[2]</sup>,在应用环境苛刻、运行工况复杂的条件下容易导致器件发生栅极老化,造成器件性能下降,最终影响电力电子系统的安全可靠运行。为了在电力电子系统中更加安全高效地应用碳化硅 MOSFET,最大程度地发挥

器件自身的优良特性,对碳化硅 MOSFET 开展栅极老化监测研究显得尤为重要。

文献[3]结合高温正栅极偏置应力加速退化实验,建立了碳化硅 MOSFET 阈值电压( $V_{TH}$ )的退化模型,实现对碳化硅 MOSFET 的健康状态监测。文献[4]建立了碳化硅 MOSFET 在高温动态栅偏应力下  $V_{TH}$  的退化模型,在一定应力范围内能较好地预测  $V_{TH}$  的退化情况。文献[5]总结了碳化硅 MOSFET 的  $V_{TH}$  在高温正栅偏应力下的退化情况,提取了  $V_{TH}$  关于温度和正栅压应力的退化模型,对碳化硅 MOSFET 进行栅极老化预测。文献[6]研究了碳化硅 MOSFET 在高温负栅偏应力下  $V_{TH}$  的退化特性,建立了碳化硅 MOSFET 的“二分量”退化模型,实现对碳化硅 MOSFET 的栅极老化预测。

现有研究大部分都集中于以碳化硅 MOSFET 的  $V_{TH}$

基金项目:航空科学基金项目(201933052001);中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(NS2021021)

第一作者简介:陈一凡(1993—),女,陕西商洛人,硕士研究生,研究方向为电子器件的故障诊断,chenyf3211123@foxmail.com。

为敏感参数表征栅极老化,近几年有国外学者发现,碳化硅 MOSFET 的体二极管通态压降 ( $V_{SD}$ ) 也可以作为栅极老化的敏感表征参数<sup>[7]</sup>。另外,目前大部分学者针对  $V_{TH}$  建立碳化硅 MOSFET 的退化模型,但模型构建过程复杂,通用性不强。为了更简单、快速地对碳化硅 MOSFET 的栅极老化状态监测,加强工程技术人员对器件可靠性能的跟踪,本文设计、搭建了碳化硅 MOSFET 的测试实验平台,在改变测量条件下测量得到器件对应的  $V_{TH}$  和  $V_{SD}$ ,采用 BP 神经网络 (BPNN) 挖掘健康器件与老化器件样本数据间的特征差异,建立外特性信息与健康状态之间的非线性对应关系,实现基于 BPNN 的碳化硅 MOSFET 栅极老化状态的监测与评估。

## 1 基于 BPNN 的栅极老化监测方法介绍

### 1.1 BPNN 算法

BPNN 是 1986 年由 Rumelhart 等学者提出的一种多层前馈网络,它的工作过程包括信号的正向传播和误差反向传播,采用梯度下降算法,根据输入端样本与输出端期望值来反复调节网络的连接权值和阈值,使最终输出误差在允许的范围内<sup>[8]</sup>。本文利用 BPNN 构建碳化硅 MOSFET 的栅极老化状态评估模型,采用的典型三层网络结构如图 1 所示。

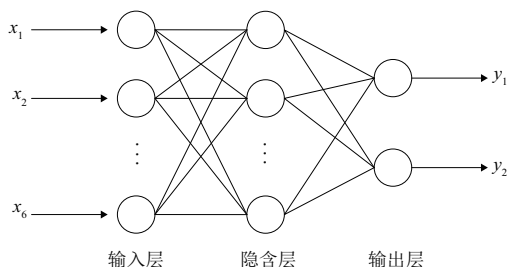


图 1 BPNN 结构图

隐含层与输出层各节点的输出方程分别为:

$$h_j = f\left(\sum_{i=1}^6 w_{ij}x_i + a_j\right), \quad j = 1, 2, \dots, p \quad (1)$$

$$y_k = f\left(\sum_{j=1}^p v_{jk}h_j + b_k\right), \quad k = 1, 2 \quad (2)$$

式中:  $h_j$  为隐含层第  $j$  个节点的输出;  $y_k$  为输出层第  $k$  个节点的输出;  $w_{ij}$  为输入层第  $i$  个节点与隐含层第  $j$  个节点间的连接权值;  $v_{jk}$  为隐含层第  $j$  个节点与输出层第  $k$  个节点间的连接权值;  $a_j$  为隐含层阈值;  $b_k$  为输出层阈值;  $f$  为激活函数。其中, BPNN 模型的输入为碳化硅 MOSFET 器件的测量条件参数以及对应的状态参量所组成的六维向量, 输出为二进制数 [1 0] 和 [0 1] 表达的二维向量, 表示输出器件的状态等级为健康或老化。隐含层节点数  $p$  设置为 10。

### 1.2 方法原理及流程

本文所研究的基于 BPNN 的碳化硅 MOSFET 栅极老化监测方法, 通过将器件的测量条件参数以及对应的状态参量组合作为评估模型的输入, 将健康器件和栅极老化器件的样本数据设置划分为不同的健康状态等级作为评估模型的输出, 实验样本按照一定比例划分为训练样本和测

试样本, 前者用于构建和训练评估模型, 后者用于测试所构建模型的状态评估性能, 将模型输出与实际状态对比, 根据检测正确率来评估模型的健康状态评估能力, 实现对碳化硅 MOSFET 的栅极老化监测和健康状态评估。图 2 为该评估系统的结构图, 图 3 为方法流程图。

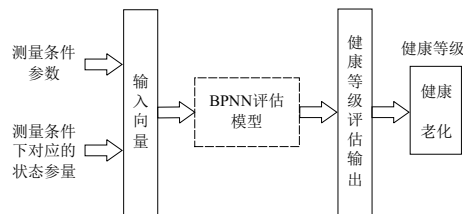


图 2 评估系统结构图

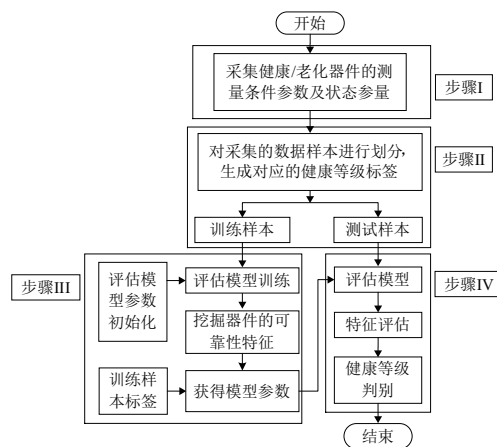


图 3 方法流程图

## 2 实验方案

### 2.1 实验平台介绍

硬件实验平台如图 4 所示, 主要由: 1) 碳化硅 MOSFET 器件, 2) 220VAC/850W 微型计算机控温加热台, 3) DF1731SLL5A 双路直流稳压电源, 4) SS-L305SPD+高精度直流稳压电源, 5) TES 1310 TYPE-K 测温仪, 6) 碳化硅 MOSFET 测试主电路组成。其中, 碳化硅 MOSFET 选用 CREE 公司 C2M0080120D 型号, 微型计算机控温加热台可调节温度范围为  $0^\circ\text{C} \sim 300^\circ\text{C}$ , 温度误差为  $\pm 1^\circ\text{C}$ , 双路直流稳压电源可调节输出电压范围为  $0\text{V} \sim 33\text{V}$ , 精度为  $0.1\text{V}$ , 高精度直流稳压电源可提供  $0\text{A} \sim 5\text{A}$ 、精度为  $0.01\text{mA}$  的输出电流, 测温仪用于对器件表面的温度进行实时测量, 可测温度范围是  $-50^\circ\text{C} \sim 250^\circ\text{C}$ , 温度测量精度为  $0.1^\circ\text{C}$ 。

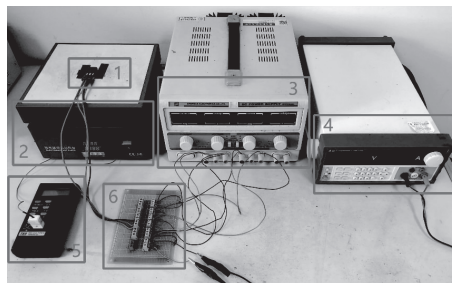


图 4 硬件实验平台

本文以碳化硅MOSFET的 $V_{TH}$ 和 $V_{SD}$ 作为栅极老化的敏感表征参数,通过改变测量条件得到健康器件和栅极老化器件的特征参数值,测量原理如图5所示。当器件的栅极连接至漏极,通过高精度直流稳压电源提供图中绿色箭头方向所示的漏源极测量电流 $I_{DS}$ ,由高精度直流稳压电源采集并记录 $V_{TH}$ 值;当器件的栅源极连接至双路直流稳压电源,并提供栅极测量电压 $V_{GS}$ ,通过高精度直流稳压电源提供图中蓝色箭头方向所示的源漏极测量电流 $I_{SD}$ ,采集并记录 $V_{SD}$ 值<sup>[9]</sup>(本刊黑白印刷,相关疑问可咨询作者)。加热台用于控制碳化硅MOSFET的工作环境温度。

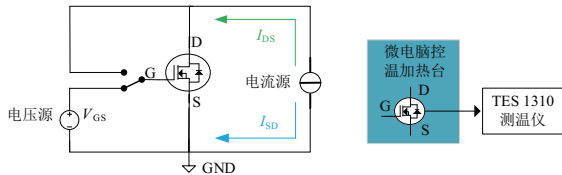


图5 敏感表征参数测量原理图

## 2.2 数据采集和样本划分

本文将经过一段时间高温栅偏应力加速老化的碳化硅MOSFET作为老化实验器件,以 $V_{TH}$ 漂移量为20%作为老化标准<sup>[10]</sup>,选取2个 $V_{TH}$ 漂移量略超过20%的器件作为老化研究对象,再将4个未经过加速老化的器件作为健康器件。各器件的 $V_{TH}$ 和 $V_{SD}$ 测量条件如表1所示。

表1 敏感表征参数测量条件

敏感表征参数	测量条件
$V_{TH}$	$T = \{25\text{ }^\circ\text{C}, 50\text{ }^\circ\text{C}, 75\text{ }^\circ\text{C}, 100\text{ }^\circ\text{C}, 125\text{ }^\circ\text{C}, 150\text{ }^\circ\text{C}\};$ $V_{GS} = V_{DS}; I_{DS} = \{5\text{ mA}, 50\text{ mA}\}$
$V_{SD}$	$T = \{25\text{ }^\circ\text{C}, 50\text{ }^\circ\text{C}, 75\text{ }^\circ\text{C}, 100\text{ }^\circ\text{C}, 125\text{ }^\circ\text{C}, 150\text{ }^\circ\text{C}\};$ $V_{GS} = \{-7\text{ V}, -6\text{ V}, -5\text{ V}, -4\text{ V}, -3\text{ V}, -2\text{ V}, -1\text{ V}, 0\text{ V}\};$ $I_{DS} = -50\text{ mA}$

记 $V_{TH}$ 的漏源极测量电流为 $I_{DS\_V_{TH}}$ , $V_{SD}$ 的栅源极测量电压为 $V_{GS\_V_{SD}}$ , $V_{SD}$ 的漏源极测量电流为 $I_{DS\_V_{SD}}$ ,并将碳化硅MOSFET的测量条件以及在该条件下测得的 $V_{TH}$ 和 $V_{SD}$ 组成一个六维向量( $T, I_{DS\_V_{TH}}, V_{GS\_V_{SD}}, I_{DS\_V_{SD}}, V_{TH}, V_{SD}$ )作为评估模型的输入,其中,温度分别考虑 $T$ 为25 $^\circ\text{C}$ 、50 $^\circ\text{C}$ 、75 $^\circ\text{C}$ 、100 $^\circ\text{C}$ 、125 $^\circ\text{C}$ 、150 $^\circ\text{C}$ 这6种情况, $V_{TH}$ 的漏源极测量电流分别考虑 $I_{DS\_V_{TH}} = 5\text{ mA}$ 和50mA这两种情况, $V_{SD}$ 的栅源极测量电压考虑 $V_{GS\_V_{SD}} = -7\text{ V} \sim 0\text{ V}$ 这8种情况, $V_{SD}$ 的漏源极测量电流仅考虑 $I_{DS\_V_{SD}} = -50\text{ mA}$ 这1种情况。因此所有可能的组合共有 $6 \times 2 \times 8 \times 1 = 96$ 种,即单个器件共有96个样本。本节将4个健康器件和2个老化器件的全部样本混合,并为输入样本预先设定对应的输出标签,健康样本和老化样本的标签分别设置为[1 0]和[0 1]。将前80%的样本作为训练样本建立评估模型,后20%的样本作为测试样本用于对健康状态进行评估测试。通过对比评估结果与实际健康等级状态计算检测正确率,以此评判所建立的评估模型的性能,实现碳

化硅MOSFET的健康状态监测与评估。

## 3 实验结果及分析

本文利用BPNN构建碳化硅MOSFET的栅极老化评估模型,网络结构设置为6-10-2,调用“newff”和“train”函数用于构建和训练BPNN,采用“sigmoid”函数作为激活函数,设置最小均方误差为 $1 \times 10^{-10}$ 。将所建立模型的评估结果与实际状态标签进行比对,实现对模型评估性能的验证。图6展示了对BPNN模型进行单次训练和测试的实验结果,图中纵坐标“1”表示样本等级为健康,纵坐标“2”表示样本等级为老化,红色标注为样本的实际等级,绿色标注表示模型检测输出的样本等级,蓝色标注为等级检测的绝对误差,其中,等级检测绝对误差=模型输出等级-实际等级。

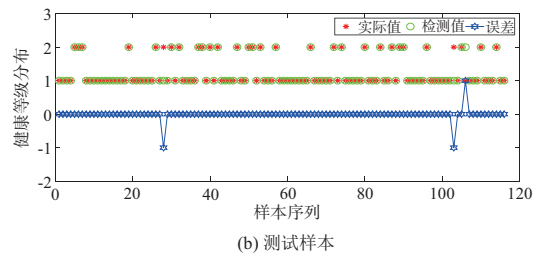
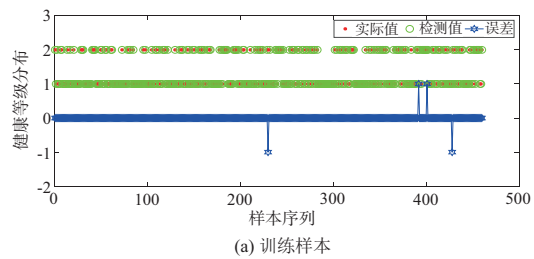


图6 单次训练与测试的健康等级分布

由图6可见,模型检测输出的评估等级与实际情况基本重合,仅有个别数据存在健康等级检测误差。

分别对BPNN模型进行5次训练和测试,检测的正确率结果如表2所示,训练样本及测试样本的平均检测正确率分别为96.26%和94.31%,模型的评估效果良好。结果表明:基于BPNN的碳化硅MOSFET栅极老化状态监测方法能够对碳化硅MOSFET器件的健康状态进行较为准确的检测和评估。

表2 基于BPNN的栅极老化监测方法检测结果

名称	健康等级检测正确率	
	训练样本	测试样本
第1次	98.70	97.41
第2次	98.47	95.69
第3次	93.91	87.06
第4次	99.13	98.28
第5次	91.08	93.10
平均值	96.26	94.31

(下转第201页)

验分类结果与期望分类结果不符合。表3是不同信号出现次数、预测成功次数和准确率。

表3 试验验证结果

信号类型	信号出现次数	预测成功次数	准确率/%
周期故障	27	27	100
干扰故障	17	17	100
偏差故障	26	26	100
短路故障	13	13	100
断路故障	26	24	92.31
正常信号	11	11	100

从表3中可以看出,在120次随机试验中,只有2次断路故障预测错误,预测准确率为98.33%。试验验证结果说明,LSTM神经网络预测方法在传感器故障诊断中的应用效果很好。

## 4 结语

本文针对传感器信号进行小波分析的过程中,不同信号需要选择不同小波基函数的问题,结合小波分析和神经网络技术,提出一种直接对传感器输出信号进行分析的故障诊断方法。通过多维度特征提取方法,提取传感器信号的特征矩阵用于故障诊断。相比于传统的特征向量,提取的特征矩阵对不同信号的区分度更高,且得到的特征矩阵具有序列特性,能够充分发挥LSTM神经网络对序列数据预测准确率高的优点。最后对故障诊断方法进行试验验证,得到的分类准确率很高,充分证明了多维度特征提取方法和LSTM神经网络预测方法应用在传感器故障诊断中的效果很好。

(上接第195页)

## 4 结语

碳化硅MOSFET作为新型宽禁带功率半导体器件,在电力系统领域的应用前景广阔。本文针对碳化硅MOSFET存在的栅氧化层长期可靠性问题,研究了一种基于BPNN的碳化硅MOSFET栅极老化监测方法。首先结合设计搭建的硬件实验平台,采集多个健康器件和老化器件各自在变温度范围、变漏源极测量电流和变栅源极测量电压条件下的 $V_{TH}$ 和 $V_{SD}$ 数据。然后利用BPNN建立碳化硅MOSFET的栅极老化状态评估模型,将测量条件参数和对应的状态参量作为模型的输入,将器件的健康状态等级作为模型的输出,提取健康器件与老化器件样本数据间的特征差异,建立器件的外特性信息与健康状态之间的非线性对应关系。最后基于MATLAB对算法进行了验证,得到本文所研究方法的平均检测正确率在90%以上,取得了良好的评估效果。

### 参考文献:

- [1] 盛况,任娜,徐弘毅. 碳化硅功率器件技术综述与展望[J]. 中国电机工程学报,2020,40(6):1741-1753.
- [2] 钱照明,张军明,盛况. 电力电子器件及其应用的现状和发展[J]. 中国电机工程学报,2014,34(29):5149-5161.

### 参考文献:

- [1] 潘阳. 涡轴发动机控制系统传感器故障诊断与容错控制[D]. 南京:南京航空航天大学,2016.
- [2] SHARMA A B, GOLUBCHIK L, GOVINDAN R. Sensor faults[J]. ACM Transactions on Sensor Networks,2010,6(3):1-39.
- [3] KELIRIS C, POLYCARPOU M M, PARISINI T. Distributed fault diagnosis for process and sensor faults in a class of interconnected input-output nonlinear discrete-time systems[J]. International Journal of Control,2015,88(8):1472-1489.
- [4] 赵文博,叶志锋,王继强. 基于卡尔曼滤波波器组的航空发动机传感器故障诊断[J]. 机械制造与自动化,2013,42(3):14-17,53.
- [5] 彭红星,陈祥光,徐巍. PCA特征抽取与SVM多类分类在传感器故障诊断中的应用[J]. 数据采集与处理,2010,25(1):111-116.
- [6] 白杰,张正,王伟,等. 基于小波神经网络的航空发动机传感器故障诊断[J]. 机床与液压,2020,48(3):180-186.
- [7] 徐海祥,黄羽韬,余文翌. 基于无源观测器的小波神经网络故障诊断方法[J]. 华中科技大学学报(自然科学版),2020,48(4):91-96.
- [8] MALLAT S G. A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,1989,11(7):674-693.
- [9] MALLAT S G. Multifrequency channel decompositions of images and wavelet models [J]. IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing,1989,37(12):2091-2110.
- [10] GERS F A, SCHMIDHUBER J, CUMMINS F. Learning to forget: continual prediction with LSTM [J]. Neural Computation,2000,12(10):2451-2471.

收稿日期:2022-12-20

- [3] 张开新. 高压大功率SiC固态功率控制器的仿真与设计[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学,2019.
- [4] 宋海洋. 高温动态栅应力下SiC基VDMOS器件退化机理研究[D]. 南京:东南大学,2018.
- [5] SANTINI T, MORAND S, FOULADIRAD M, et al. Accelerated degradation data of SiC MOSFET for lifetime and Remaining Useful Life assessment [J]. Microelectronics Reliability,2014,54(9/10):1718-1723.
- [6] MATSUMURA M, KOBAYASHI K, MORI Y, et al. Two-component model for long-term prediction of threshold voltage shifts in SiC MOSFET under negative bias stress [J]. Japanese Journal of Applied Physics,2015,54(4S):04DP12.
- [7] YANG F, UGUR E, AKIN B. Evaluation of aging's effect on temperature-sensitive electrical parameters in SiC mosfets [J]. IEEE Transactions on Power Electronics,2020,35(6):6315-6331.
- [8] 李卫硕,孙剑,陈伟. 基于BP神经网络机器人实时避障算法[J]. 仪器仪表学报,2019,40(11):204-211.
- [9] 孟鹤立,邓二平,应晓亮,等. 基于体效应的SiC MOSFET器件栅极老化监测方法研究[J]. 中国电机工程学报,2021,41(3):1084-1093.
- [10] LOSEE P, BOLOTNIKOV A, YU L, et al. 1.2 kV class SiC MOSFETs with improved performance over wide operating temperature [C]//2014 IEEE 26th International Symposium on Power Semiconductor Devices & IC's. Waikoloa, HI, USA: IEEE,2014:297-300.

收稿日期:2021-12-23