

DOI: 10.13382/j.jemi.B2407469

基于 GOOSE-VMD 的 GaN HEMT 器件应力波检测与分析*

王洪金¹ 常 珊¹ 何贇泽^{1,2} 耿学锋¹ 邓堡元¹ 刘松源³

(1. 湖南大学电气与信息工程学院 长沙 410082; 2. 湖南大学深圳研究院 深圳 518000;

3. 中国电力科学研究院有限公司 武汉 430074)

摘要:第三代功率半导体器件—氮化镓高电子迁移率晶体管器件 (GaN HEMT) 以其耐压耐温的优异特性在电力电子与通讯电子领域广泛应用。GaN HEMT 器件通常工作在高温大功率等严苛的外部条件下,为了避免其突然失效对电力电子设备的正常运行产生影响,对其进行主动实时的状态检测有着极其重要的意义。通过在不同温度和漏源电压条件下设计并进行重复性实验,提取分析 GaN HEMT 器件开通和关断瞬间产生应力波能量的变化来探讨温度和漏源电压对 GaN HEMT 器件的影响。针对器件应力波采集过程中易受噪声干扰的问题,提出一种基于 GOOSE 鹅优化算法的变分模态分解 (VMD) 的应力波去噪算法。实验结果表明,所提出的 GOOSE-VMD 信号处理方法能够在最大程度保留应力波信号特征的同时取得良好的降噪效果;器件应力波能量与漏源电压具有良好的正相关关系;器件应力波能量随着温度升高而减小,但当温度升高至 82.05℃ 之后,应力波能量随着温度升高而增大。

关键词: GaN HEMT; 应力波; 变分模态分解; 鹅优化算法; 温度; 漏源电压

中图分类号: TM935; TN64 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 470.40

Stress wave detection and analysis of GaN HEMT devices based on GOOSE-VMD

Wang Hongjin¹ Chang Shan¹ He Yunze^{1,2} Geng Xuefeng¹ Deng Baoyuan¹ Liu Songyuan³

(1. School of Electrical and Information Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China;

2. Shenzhen Research Institute, Hunan University, Shenzhen 518000, China;

3. China Electric Power Research Institute, Wuhan 430074, China)

Abstract: The third-generation power semiconductor device-gallium nitride high electron mobility transistor (GaN HEMT) has been widely used in the fields of power electronics and communication electronics due to its excellent voltage and temperature tolerance. GaN HEMT devices usually work under harsh external conditions such as high temperature and high power. In order to avoid the sudden failure of GaN HEMT devices from affecting the normal operation of power electronic equipment, it is of great significance to carry out active real-time state detection. By designing and conducting repetitive experiments under different temperature and drain-source voltage conditions, the energy of the device stress wave is extracted and analyzed to explore the effects of temperature and drain-source voltage on the GaN HEMT. Aiming at the problem that the device stress wave acquisition process is susceptible to noise interference, a stress wave denoising algorithm based on variational mode decomposition (VMD) of goose optimization algorithm is proposed. The experimental results show that the proposed GOOSE-VMD signal processing method can achieve good noise reduction while preserving the characteristics of stress wave signals to the greatest extent possible; there is a good positive correlation between the device stress wave energy and drain-source voltage; the energy of stress waves decreases with increasing temperature, but when the temperature reaches 82.05℃, the energy of stress waves increases with temperature.

Keywords: GaN HEMT; stress wave; variational mode decomposition; goose optimization algorithm; temperature; drain-source voltage

收稿日期: 2024-04-24 Received Date: 2024-04-24

* 基金项目: 国家自然科学基金面上项目 (52077063)、深圳市自然科学基金面上项目 (JCYJ20220530160409022) 资助

0 引言

作为电力电子设备中的核心器件,功率器件往往工作在高压高功率等严苛环境下,不可避免会发生疲劳或失效进而引发电力电子设备突发性的故障,因此对其进行及时的状态检测能够有效提高设备运行的可靠性。目前功率器件的状态检测技术多基于电^[1]、磁^[2]、热^[3]参数的检测,难以同时满足快速、实时、非侵入式的要求。声发射(acoustic emission, AE)检测技术具有快速、无损、在线的特点,已经被广泛应用于电池健康状态检测^[4]、变压器局部放电检测^[5]等领域。2014 年, Kärkkäinen 等^[6]使用 AE 传感器首次采集到了绝缘栅极双极型晶体管(insulated gate bipolar transistor, IGBT)模块关断过程产生的声发射信号,通过分析其传播延迟证明了功率模块开关瞬间会产生声发射信号,也称为应力波。Choe 等^[7]在碳化硅肖特基势垒二极管器件功率循环测试期间使用宽带声发射传感器采集声发射信号,发现铝带中疲劳裂纹萌生和扩展的过程中会产生应力波,且 AE 计数率与裂纹扩展率高度相关。Bai 等^[8]测量了高压条件下金属-氧化物-半导体场效应晶体管(metal-oxide-semiconductor field-effect transistor, MOSFET)产生的应力波,发现应力波时域和频域峰值和能量受漏源电压和导通时间的影响。

近年来,随着电力电子技术不断发展,传统硅基功率器件的频率和功率密度已逼近理论极限^[9],以氮化镓高电子迁移率晶体管(gallium nitride high electron mobility transistor, GaN HEMT)为代表更高耐压、更低导通电阻、更快开关频率^[10]的新兴第三代宽禁带功率器件凭借自身优异的材料特性在科研和产业界迅速发展。然而目前针对 GaN HEMT 器件状态检测的研究较为空白。湖南大学 He 等^[11]分析了 GaN HEMT 器件应力波的产生原理并设计重复性实验采集不同电参数状态下器件应力波。但该研究中使用的 AE 传感器为单端式,在采集应力波的过程中无法避免回路中的电磁脉冲干扰。此外,由于器件应力波属于微弱信号,在采集过程中还会受到周边环境的噪声干扰。这些都不利于探究 GaN HEMT 器件应力波受外界因素的影响规律,更不利于声发射检测技术在实际中的应用。因此本研究首先使用差分式 AE 传感器来减小脉冲干扰对应力波信号的影响^[12],进一步地研究针对 GaN HEMT 器件应力波的降噪算法来更加准确地获取器件在不同外界条件下产生的应力波信号。

声发射信号属于非平稳非线性信号,针对这类信号常用的降噪方法有:小波阈值降噪^[13-14]、经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)^[15]、集合经验模态分解(ensemble empirical mode decomposition, EEMD)^[16]、

完备集合经验模态分解自适应噪声(complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise, CEEMDAN)^[17]等。然而,上述降噪算法存在着模态混叠,计算过程复杂等缺点。由此, Dragomiretskiy 等^[18]提出了变分模态分解算法(variational mode decomposition, VMD),作为一种自适应、完全非递归的模态变分信号处理的方法,VMD 能够更好地处理非平稳和非线性信号,同时保持较高的时间-频率分辨率。使用 VMD 算法分解信号时需要设置合适的模态个数 K 和惩罚因子 α 。有些研究通过大量实验确定最优参数组合,然而这一方法不仅会耗费大量时间资源,而且高度依赖研究者的主观判断。鉴于此,众多学者转而采用优化算法以实现 VMD 参数的高效寻优^[19-20]。上述降噪方法也已经运用到声发射信号的降噪处理中,何赞泽等^[21]使用小波阈值去噪方法对锂电池产生的 AE 信号进行降噪,杨智中等^[22]使用 CEEMDAN 算法结合小波包自适应阈值对混凝土结构破裂过程中的 AE 信号进行降噪研究。王婷婷等^[23]使用改进的天鹰算法优化 VMD 来对岩石破裂声发射信号进行处理,然而目前针对 GaN HEMT 器件应力波降噪算法的研究相对空白。

GOOSE 优化算法是由 Hamad 于 2024 年提出的一种新型元启发式算法^[24],该算法通过自适应地调整搜索空间的分辨率和搜索速度,可以快速而准确地找到最优解。在解决复杂的优化问题尤其是在避免局部最优和全局搜索方面表现出了良好的性能。因此提出一种基于 GOOSE-VMD 的 GaN HEMT 器件应力波降噪方法,利用 GOOSE 算法确定适用于声发射信号的 VMD 最优参数组合 $[K, \alpha]$,将得到的信号主导分量进行组合重构作为降噪后的声发射信号,最后提取重构信号的能量特征参数来分析不同漏源电压和不同温度对 GaN HEMT 器件应力波的影响。

1 应力波采集实验设计

1.1 结温标定平台

若将声发射传感器直接贴附于待测器件表面采集器件应力波,当对器件进行加热时,传感器也将被一同加热,可能会影响 AE 传感器的正常输出特性。聚酰亚胺(polyimide, PI)材料是一种高性能纤维,得益于材料内部的相对刚性结构,具有较高的机械强度及较低的导热系数,能够在降低温度对声发射传感器工作特性影响的同时减少应力波的衰减,因此本实验选用长 80 mm 的 PI 材料作为波导板。将器件和探头分别固定在传导板两端,使用加热台单独对器件进行加热。本实验选用向器件通入小测试电流时源漏两极间的偏置电压 V_{sd} 作为温度敏感参数来表征结温。Cascode 型 GaN HEMT 器件结温测

量电路原理如图 1(a) 所示,小电流条件下器件的工作状态为:硅基 MOSFET 关断,耗尽型 GaN HEMT 处于导通状态,器件整体处于关断状态。在结温测量时,测试回路的等效电路如图 1(b) 所示,测试电流流经硅基 MOSFET 的二极管及氮化镓芯片的导通电阻。

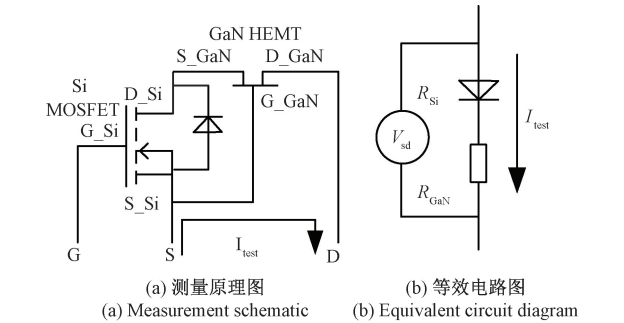


图 1 结温测量电路原理图
Fig. 1 Junction temperature measurement circuit schematic diagram

搭建结温标定实验平台如图 2 所示,包括 PC 端,直流电压源,结温测量电路,示波器,恒温箱等设备。在结温标定过程中首先利用恒温箱为器件提供外部加热环境,将待测器件在恒温箱内静置至少 40 min 使器件温度达到稳定。然后向待测器件通入小测试电流,通过示波器读取器件源漏极间偏置电压 V_{sd} 。

由于每种功率器件的材料结构及功能都有所不同,其适用的测试电流大小也会有所不同。向待测器件分别通入大小为 50 mA、70 mA、90 mA、100 mA、120 mA、150 mA 的测试电流进行实验,分别在恒温箱加热温度设定为 20 ℃、30 ℃、40 ℃、50 ℃、60 ℃、70 ℃、80 ℃、90 ℃、100 ℃、110 ℃时采集器件的源漏极压降,作出相应的温度 K 线图如图 3 所示。

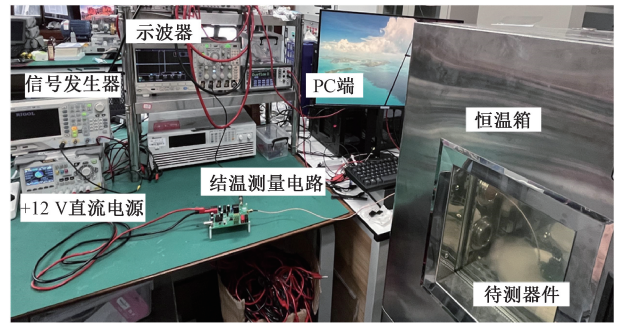


图 2 结温标定实验平台
Fig. 2 Junction temperature calibration experimental platform

确定系数(R-square)是衡量曲线拟合效果的经典指标。R-square 越接近 1,拟合效果越好。将不同大小测试电流得到的结温 K 线拟合评价指标记录于表 1 中,其中

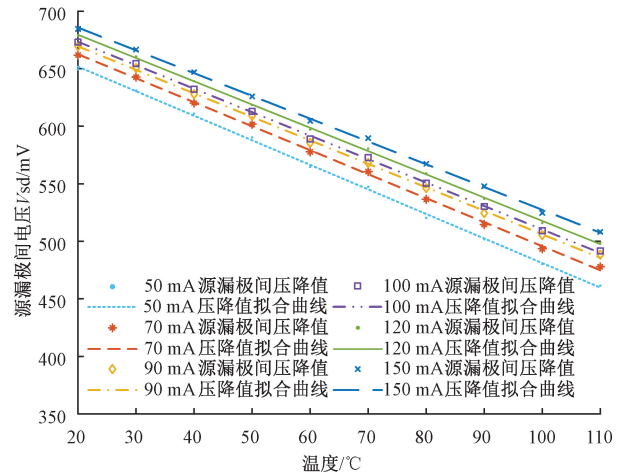


图 3 不同测量电流值下的源漏极偏置电压拟合曲线
Fig. 3 Source and drain bias voltage fitting curves under different measured current values

测试电流大小为 120 mA 时曲线的 R-square 为 0.999 5, SSE 为 17.000 2,拟合效果最好,故选用 120 mA 作为实验测试电流值,结温拟合曲线公式可如式(1)所示。

$$T_j = -494.6 \times V_{sd} + 356.083 \tag{1}$$

表 1 不同测试电流拟合曲线的 R-square 及 SSE
Table 1 R-square and SSE of fitting curves for different test currents

I_{test}/mA	R-square	SSE
50	0.998 9	39.922 1
70	0.999 1	30.807 5
90	0.999 4	21.149 0
100	0.999 5	17.810 1
120	0.999 5	17.000 2
150	0.999 5	21.603 5

1.2 应力波采集实验平台

本实验待测 GaN HEMT 器件选用 Transform 公司生产的 TPH3205WSA 晶体管,其耐压等级为 650 V,封装结构采用 TO247 结构。应力波采集实验平台包括加热台、待测器件、传导板、直流电源、声发射探头(AE204DH)、40 dB 差分前置放大器(PXPA5)、多通道声发射仪(ASMY-6)、PC 端等设备。待测 GaN HEMT 器件应力波采集实验平台如图 4 所示。

应力波采集实验过程中将待测器件和声发射探头分别固定在传导板两端,将加热台设定至实验温度,在每个温度条件下加热器件至少 1 h 来使器件内部温度达到稳定,使用结温测量电路对器件内部结温进行测量,记录此时待测 GaN HEMT 器件源漏极压降。然后通过信号发生器控制器件,器件开通和关断瞬间其结构内部会快速释放能量产生应力波,经传导板传播后引起另一端的声发

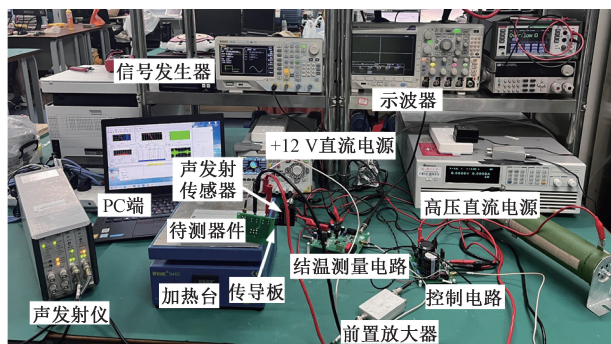


图 4 应力波采集实验平台

Fig. 4 Experimental platform for stress wave acquisition

射传感器表面压电材料受力产生形变,进而将微弱的非电量转化为电信号,由前置放大器放大处理后,经同轴电缆将采集到的电信号传输至多通道声发射仪中,声发射仪与 PC 端相连,可以在 PC 端使用相应的声发射信号处理软件(vallen visual AE)进行读取分析,即可完成对 GaN HEMT 器件开关瞬间产生应力波的采集。

在应力波采集过程中,可能会有噪声耦合到 AE 传感器的工作回路和应力波的传播路径中,对器件应力波数据采集准确性有一定的影响。这一问题可以通过使用差分式 AE 传感器采集应力波信号并研究相应的降噪算法对信号进行处理,来尽可能减小外部干扰对器件应力波数据的影响。差分式 AE 传感器其探头外形如图 5(a)所示,内部结构如图 5(b)所示,输出端子处电压信号 u_{out} 如式(2)所示。

$$u_{out} = u_{AE1} + u_{noise1} - (u_{AE2} + u_{noise2}) \quad (2)$$

其中, u_{AE1} 、 u_{AE2} 为传感器内部压电陶瓷受到应力所产生的电压信号, u_{noise1} 、 u_{noise2} 为外界噪声耦合到传感器内部回路中产生的干扰。由于差分传感器内部结构对称且两压电陶瓷极性相反,噪声对两个回路的干扰效果是相同的,经差分运算后,噪声对输出的共性影响可被抵消,端子处输出的电压信号是单一压电元件输出的两倍。使用具有差分结构的 AE 传感器可以在提高输出信号增益的同时减少噪声的干扰。

2 GOOSE-VMD 降噪算法

在 VMD 分解算法中, K 的取值直接决定了分解后本征模态函数(intrinsic mode function, IMF)的数目, K 取值过大会导致过分解产生虚假模态,反之,则会欠分解; α 的取值影响模态分量的带宽, α 取值过大,会造成信息丢失,反之,会信息冗余。所以使用优化算法对 VMD 进行参数寻优是必要的。

2.1 GOOSE 优化算法

GOOSE 优化算法,其灵感来源于鹅在休息时的行

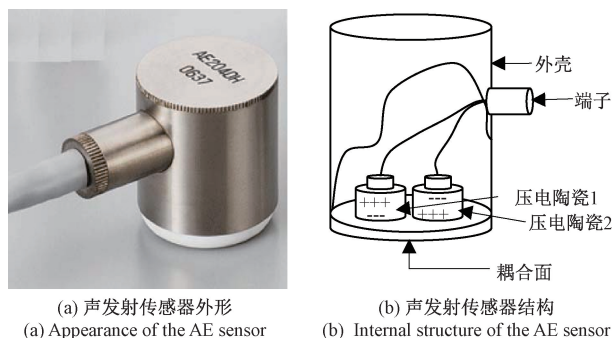


图 5 声发射传感器外形及其内部结构

Fig. 5 Appearance and internal structure of the AE sensor

为。在休息期间,鹅成群结队地聚集在一起,其中一只靠一条腿保持平衡并抬起另一条腿,用脚携带一块小石头,这样当它睡着时,石头就会掉到地上,鹅就会醒过来。当种群里的其他鹅注意到任何意外的噪音或活动时发出响亮的鸣叫声,提醒它们注意安全。GOOSE 算法寻优过程如下:

1) 初始化:在 GOOSE 算法的开始阶段,需要初始化一个种群矩阵 $\mathbf{X} = [\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_n]$, 这个矩阵代表了鹅在搜索空间中的位置。种群初始化后,需要对每个鹅的位置进行评估,以确保它们都在搜索空间内。对于那些超出搜索空间的鹅,算法需要将其移除或调整到搜索空间内。

2) 评估适应度:每个鹅的位置都需要通过一个标准化的基准函数来评估其适应度 F_{x_i} 。这个基准函数通常是优化问题要解决的目标函数。每个鹅的适应度是其位置在目标函数上的表现,适应度越高,代表该鹅的位置越接近最优解。

3) 寻找最佳适应度和位置:算法需要比较当前迭代中每个鹅的适应度,以确定最佳适应度 F_{best} 和最佳位置 \mathbf{X}_{best} 。这个最佳适应度和最佳位置会被记录下来,并在后续的迭代中用于引导搜索过程。

4) 平衡探索和开发阶段:GOOSE 算法通过随机变量 rnd 来平衡探索和开发阶段。探索阶段会随机唤醒鹅群中的个体,而开发阶段是根据当前最佳解和个体之间的距离来更新个体位置。 rnd 的值在 0~1 之间,如果 rnd 大于或等于 0.5,算法进入开发阶段;反之,进入探索阶段。

5) 开发阶段:在开发阶段,算法会根据鹅的行为更新搜索代理的位置。通过计算石头的重量,石头落地时发出的声音传播时间以及声音传播的距离等细节来更新鹅的位置。

6) 探索阶段:探索阶段会随机选择个体进行更新,以探索解空间。如果鹅没有用脚携带石头,那么群体中的个体会随机醒来。一旦有鹅醒来,它们就会开始尖叫,以保护群体中的所有个体。

7) 迭代:算法会重复上述步骤,直到满足最大迭代次数或其他停止条件。这些停止条件可以是达到预设的精度要求、时间限制或适应度阈值等。

8) 输出结果:迭代结束后,算法会输出最佳位置 X_{best} 和最佳适应度 F_{best} 。

2.2 基于 GOOSE 算法的 VMD 参数优化

1) 适应度函数

通过 GOOSE 优化算法寻找 VMD 算法中 K 和 α 的最优参数组合时,必须指定一个适应度函数作为优化的目标。熵是一个衡量系统混乱度的指标,常见熵有包络熵、排列熵、样本熵等。在此选择包络熵函数作为 GOOSE 优化算法的适应度函数。包络熵能够表征原始信号的稀疏特性。当 IMF 分量中的噪声较多,特征信息较少时,包络熵的值较大;相反,当 IMF 分量中的信号特征较为显著时,包络熵的值较小。信号 $IMF_{i(j)}$ 的包络熵 E_p 计算公式为:

$$\begin{cases} E_p = - \sum_{j=1}^N P_{i,j} \lg P_{i,j} \\ P_{i,j} = \frac{\alpha(j)}{\sum_{j=1}^N \alpha_{i(j)}} \end{cases} \quad (3)$$

式中: i 是原始信号分解得到的 IMF 分量的序号, $\alpha_{i(j)}$ 是 $IMF_{i(j)}$ 分量经希尔伯特变换后得到的包络信号, $P_{i,j}$ 是 $\alpha_{i(j)}$ 的归一化形式。

2) 余弦相似度

余弦相似度^[25]是一种衡量两个变量之间相似性的指标。通过将两个信号映射到向量空间,并计算内积空间中这两个向量夹角的余弦值来评估它们之间的相似性。当两个信号中共有的成分越多,它们的余弦相似度值越趋近于 1。通过设定适当的余弦相似度阈值将 IMF 分为噪声主导分量与信号主导分量,然后将信号主导分量进行组合作为降噪后的信号。余弦相似度 C_s 的具体计算公式为:

$$C_s(X_1, X_2) = \left| \frac{\sum_{i=1}^N X_1(i) X_2(i)}{\sqrt{\sum_{i=1}^N X_1(i)^2} \sqrt{\sum_{i=1}^N X_2(i)^2}} \right| \quad (4)$$

式中: $X_1(i)$, $X_2(i)$ 分别代表 IMF 分量和原始信号。

3) GOOSE-VMD 算法降噪流程

所提出的结合 GOOSE 优化算法和 VMD 信号降噪方法详细流程如图 6 所示。GOOSE 算法优化 VMD 参数的设置如下: K 的取值范围为 $[3, 10]$, α 的取值范围为 $[500, 1\ 500]$, 迭代次数设定为 25 次,种群规模设定为 20。首先,采用信号的包络熵作为 GOOSE 算法的适应度函数,以寻找最优参数组合 $[K, \alpha]$ 。接着,使用得到的最优参数组合对原始信号进行 VMD 分解,计算各 IMF 分量与原信号之间的余弦相似度。根据设定的余弦相似度阈值对噪声分量进行识别并剔除,然后将剩余的分量作

为降噪后的信号组合。最终,提取重构后声发射信号的特征参数进行分析。

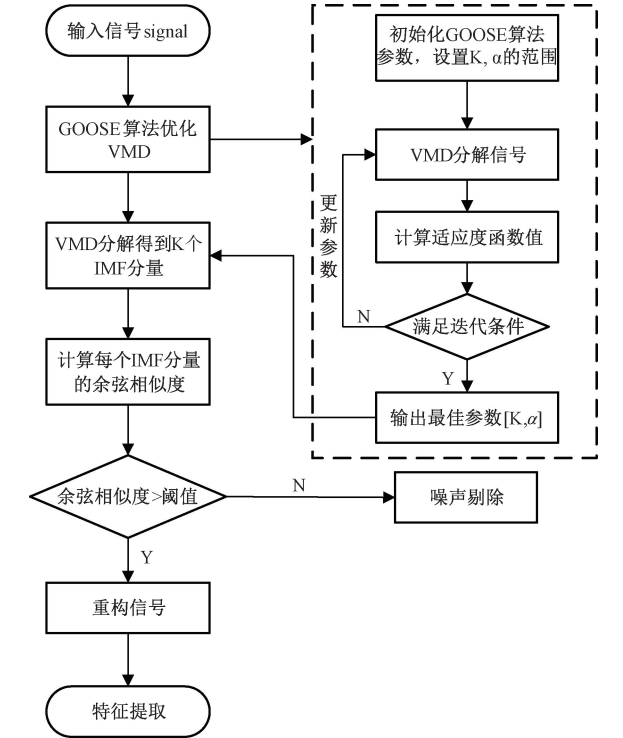


图 6 GOOSE-VMD 算法降噪流程图

Fig. 6 GOOSE-VMD algorithm noise reduction flowchart

3 实验结果分析

3.1 降噪算法选择

分别使用麻雀优化算法 (sparrow search algorithm, SSA), 白鲸优化算法 (beluga whale optimization, BWO), GOOSE 优化算法对样本信号进行分解寻找 VMD 算法的最优参数组合,其中所有优化算法的迭代次数和种群规模均设定为 25 和 20,样本信号选用加热台温度为 75 ℃,漏源电压 V_{ds} 为 400 V 时实际测量得到的应力波。各种优化算法对 GaN HEMT 器件声发射信号的变分模态分解特征参数如表 2 所示。综合分解效果、收敛速度和计算时间,可以看出 GOOSE 优化算法在优化 VMD 算法的参数组合上表现最好。

表 2 不同优化算法分解结果

Table 2 Decomposition results of different optimization algorithms			
算法	BWO	SSA	GOOSE
最小包络熵	8.58	8.58	8.58
收敛速度/次	19	4	2
计算时间/秒	722.43	1 135.37	455.71
分解次数 K	7	10	6
惩罚因子 α	912	724	1 041

此外,通过使用灰狼算法 (grey wolf optimizer, GWO) 寻找 CEEMDAN 算法的最优参数来进一步地比较 CEEMDAN 和 VMD 两种模态分解算法对 GaN HEMT 器件声发射信号的降噪效果。计算 GWO-CEEMDAN、BWO-VMD、SSA-VMD、GOOSE-VMD 这 4 种降噪算法对声发射信号处理后得到各个 IMF 模态分量的余弦相似度并将其绘制为柱形图,如图 7 所示。以 GOOSE-VMD 算

法为例,其分解后得到 IMF 分量的时域图如图 8 所示,可以看出 IMF1~3 分量与原始信号相关度较高,IMF4~6 分量包含较多噪声干扰,有效信号含量低。为尽可能多的保留信号分解后的特征信息,结合图 7 中各个算法分解后 IMF 分量相应的余弦相似度,将分解后得到有效 IMF 分量的余弦相似度阈值设为 0.1。

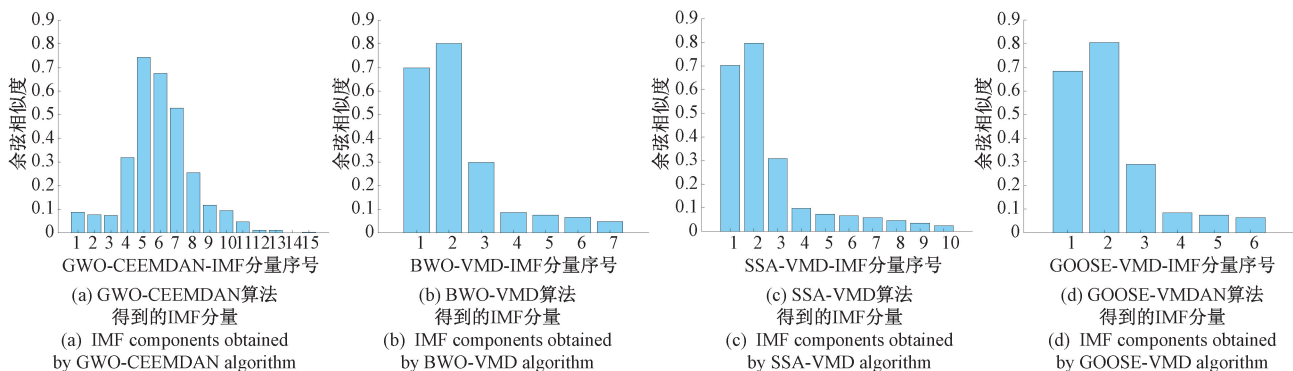


图 7 各算法 IMF 分量的余弦相似度

Fig. 7 Cosine similarity of IMF components of each algorithm

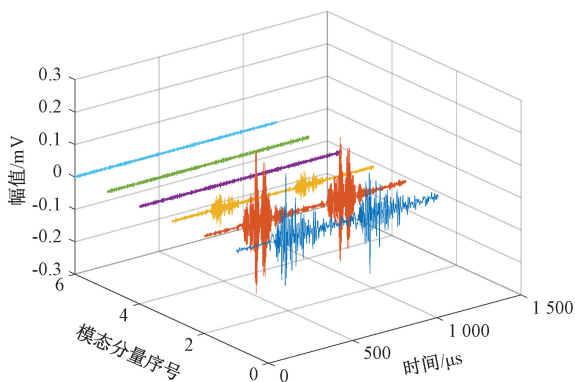


图 8 IMF 分量时域波形

Fig. 8 Time-domain waveform of IMF components

将每种优化算法处理后的信号主导分量进行组合重构作为降噪后的声发射信号,然后通过计算以下 3 个评价指标来对比不同算法的去噪效果。

1) 信噪比 (signal-to-noise ratio, SNR) 是衡量信号中有效信号强度与背景噪声强度之间比例的一个指标。信噪比的计算公式为:

$$SNR = 10 \times \lg \left[\frac{\sum_{i=1}^N MSW_i(t)^2}{\sum_{i=1}^N [MSW_i(t) - \overline{MSW_i(t)}]^2} \right] \quad (5)$$

2) 均方根误差 (root mean square error, RMSE) 是衡量降噪后信号与原始未噪声信号之间差异的统计量,可以

通过计算两者差的平方的平均值的平方根来得到, RMSE 的计算公式为:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N [MSW_i(t) - \overline{MSW_i(t)}]^2}{N}} \quad (6)$$

3) 波形相似度是衡量两个信号波形之间相似程度的指标。波形相似度可以用多种方法来衡量,例如相关系数、余弦相似度。在此使用余弦相似度函数定义波形相似度,其计算公式如式(7)所示。

$$NCC = \frac{\sum_{i=1}^N MSW_i(t) \overline{MSW_i(t)}}{\sqrt{\sum_{i=1}^N MSW_i(t)^2 \sum_{i=1}^N \overline{MSW_i(t)}^2}} \quad (7)$$

上述指标计算式(4)~(7)中 $MSW_i(t)$ 为采集到的声发射原始信号, $\overline{MSW_i(t)}$ 为去噪后的声发射信号, N 为信号长度,均方根误差 RMSE 越小,信噪比 SNR 和波形相似度 NCC 越大,代表算法的去噪效果越好。

4 种算法降噪指标如表 3 所示,从表中可以看出不同降噪算法得到的波形相似度都在 99% 以上,说明各降噪算法都能较好地保留信号的特征信息。相比于其他 3 种算法,GOOSE-VMD 算法降噪后的信号信噪比均有所提升,均方根误差均有所降低,波形相似度最高,以 GWO-CEEMDAN 算法为例,SNR 提升了 13.69%,RMSE 降低了 19.18%。

将原始样本信号与 GOOSE-VMD 算法分解降噪后重构信号进行对比,二者时域波形如图 9 所示。

表 3 不同算法降噪效果

Table 3 Noise reduction effects of different algorithms

去噪算法	SNR/dB	RMSE	NCC
GWO-CEEMDAN	17.103 4	0.007 3	0.990 2
BWO-VMD	18.898 1	0.006 0	0.993 6
SSA-VMD	18.579 9	0.006 2	0.993 1
GOOSE-VMD	19.035 0	0.005 9	0.993 8

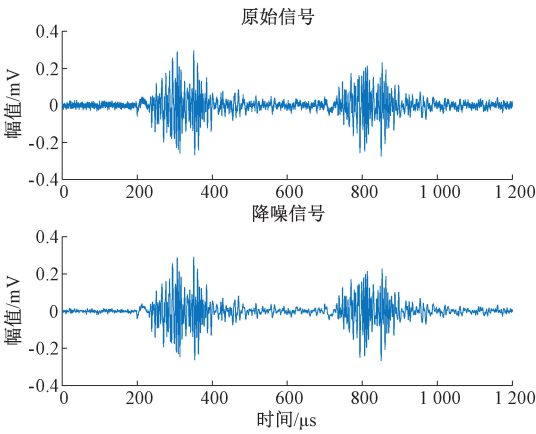


图 9 原始信号与降噪信号的时域波形

Fig. 9 Time domain waveforms of the original signal and denoised signal

显而易见,重构信号在保留信号特征的同时噪声大幅减小。另外,结合表 3 中不同优化算法的分解结果可以认为所提出的 GOOSE-VMD 去噪算法对声发射信号的降噪更有效。因此,后续均使用 GOOSE-VMD 算法对采集到的声发射信号进行降噪预处理。

3.2 应力波特征参数分析

能量是声发射信号的一个重要特征参数,可以综合考虑信号的持续时间和幅度,且受信号扰动的影响较小,在声发射信号处理分析中有着广泛的应用。进一步地,为探究外界条件对器件应力波的影响,提取信号的能量特征参数来表征应力波强度进行分析。对于连续信号 $x(t)$,其在时间 $t_1 \sim t_2$ 的总能量计算公式如式 (8) 所示。

$$E_{SW(t_1 \sim t_2)} = \int_{t_1}^{t_2} |x(t)|^2 dt \tag{8}$$

式中: $x(t)$ 代表着应力波信号的时域值; t_1 和 t_2 则是计算信号能量的开始与结束时刻。

实验中漏源电压 V_{ds} 设置为 200 V, 300 V, 400 V, 500 V, 600 V; 加热台温度 T_{heat} 设置为 50 ℃, 75 ℃, 100 ℃, 125 ℃, 150 ℃, 175 ℃。为研究温度对 GaN HEMT 器件产生的应力波强度的影响,需要计算不同加热条件下器件结温 T_j 。当加热板温度设定为 50 ℃、75 ℃、100 ℃、125 ℃、150 ℃、175 ℃时,120 mA 小电流条件下测

得源漏极间偏置电压 V_{sd} 分别为 628.2 mV, 604.5 mV, 570 mV, 554.1 mV, 495.4 mV 和 479.1 mV。根据式 (1) 所示,可以计算出器件结温 T_j 分别为 45.41 ℃, 57.12 ℃, 74.18 ℃, 82.05 ℃, 111.08 ℃, 119.14 ℃。

为减小偶然因素给实验数据带来的影响,每组实验条件下数据均重复 5 次后取均值进行分析。在每组温度条件下,记录多组不同漏源电压等级时器件的应力波信号。对采集到的信号使用 GOOSE-VMD 算法进行统一降噪处理后,提取应力波的能量特征参数来探究温度对器件应力波的影响,在保持温度条件不变的情况下提取不同漏源电压等级下器件应力波的能量来分析漏源电压变化对器件声发射信号的影响。

如图 10 所示,不同温度条件下器件在开关时刻产生应力波的总能量随漏源电压变化能够用二次曲线较好拟合,不同温度条件下的拟合曲线 R-square 均能达到 0.98 以上,结合其他条件下实验数据发现,器件应力波的能量与漏源电压呈现良好的正相关关系。

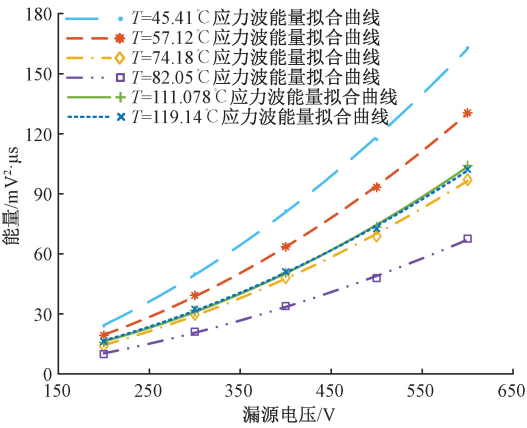


图 10 应力波能量与漏源电压拟合曲线

Fig. 10 Fitting curves between stress wave energy and drain-source voltage

如图 11 所示,器件在开关时刻产生应力波的总能量随温度变化能够用二次曲线较好拟合,在不同漏源电压等级下拟合确定系数均能达到 0.92 以上,结合其他条件下实验数据发现,器件应力波的能量随着温度的升高而减小,但当器件温度从 82.05 ℃ 继续升高时应力波的能量会随之增大。GaN 芯片属于异质结器件,2DEG 在器件导电中起主要作用,而不是形成导电通道的掺杂剂和离子^[26]。器件应力波的能量随着温度的升高而降低的原因可能是当温度升高时芯片内部的电子迁移率和 2DEG 的浓度会降低^[27]。然而,由于 GaN 器件中存在多种散射机制,如带电杂质散射、声子散射、位错散射和界面粗糙度散射等,温度对 GaN HMET 器件应力波的影响机制非常复杂。

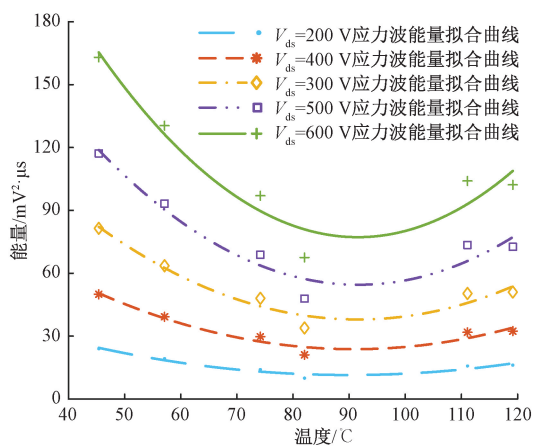


图 11 应力波能量与温度拟合曲线

Fig. 11 Fitting curves of stress wave energy and temperature

4 结 论

针对应力波采集过程中易受到环境噪声干扰的问题,提出了一种基于 GOOSE 优化算法的 VMD 信号处理方法。实验结果显示,该方法能够在保留信号特征的同时有效降低噪声,有助于器件应力波信号后续的提取分析,进而推动声发射技术在功率器件状态检测中的应用。进一步地,通过设计实验探索了 GaN HEMT 器件开关时的应力波信号能量在不同外部条件下的变化趋势,结果显示应力波能量与漏源电压具有正相关性,且随温度升高而减小,但当温度达到 82 °C 之后继续对器件进行加热,应力波能量会出现温度升高而增大的趋势。然而,漏源电压和温度具体是怎么样对器件应力波产生影响的内部机制还有待探究,后续研究应着力于通过多物理场仿真技术建立器件设备的数字孪生模型,深入探究不同条件下 GaN HEMT 器件状态的变化机理以及对器件应力波的影响机制。

参考文献

- [1] MANDEYA R, CHEN C, PICKERT V, et al. Gate-emitter pre-threshold voltage as a health-sensitive parameter for IGBT chip failure monitoring in high-voltage multichip IGBT power modules[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2019, 34(9): 9158-9169.
- [2] BRAUHN T J, SHENG M, DOW B A, et al. Module-integrated GMR-based current sensing for closed-loop control of a motor drive[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2017, 53(1): 222-231.
- [3] BING J, XUE G S, WEN P C, et al. In situ diagnostics and prognostics of solder fatigue in IGBT modules for electric vehicle drives[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2015, 30(3): 1535-1543.

- [4] MÜLLER S, DRECHSLER C, HEINKEL U, et al. Acoustic emission for state-of-health determination in power modules[C]. 2016 13th International Multi-Conference on Systems, Signals & Devices (SSD), 2016.
- [5] BOCZAR T, CICHON A, BORUCKI S. Diagnostic expert system of transformer insulation systems using the acoustic emission method[J]. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, 2014, 21(2): 854-865.
- [6] KÄRKKÄINEN T J, TALVITIE J P, KUISMA M, et al. Acoustic emission in power semiconductor modules—first observations[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2014, 29(11): 6081-6086.
- [7] CHOE C, CHEN C, NAGAO S, et al. Real-time acoustic emission monitoring of wear-out failure in SiC power electronic devices during power cycling tests[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2021, 36(4): 4420-4428.
- [8] BAI Y, SHEN H, HE Y, et al. Analysis of the stress-wave influence parameters of silicon MOSFET under 300V drain source voltage[J]. IEEE Sensors Journal, 2021, 21(18): 20107-20118.
- [9] 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.
- QIAN ZH M, ZHANG J M, SHENG K. Status and development of power semiconductor devices and its applications[J]. Proceedings of the CSEE, 2014, 34(29): 5149-5161.
- [10] QI Z, PEI Y, WANG L, et al. An accurate datasheet-based full-characteristics analytical model of GaN HEMTs for deadtime optimization[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2021, 36(7): 7942-7955.
- [11] HE Y, LIU S, WU L, et al. Analysis of the stress wave characteristic parameter of cascode GaN HEMT[J]. IEEE Sensors Journal, 2022, 22(21): 20555-20566.
- [12] GENG X, HE Y, ZENG C, et al. Analysis of influence parameters of stress wave at the turn-off moment in IGBT device based on differential AE sensor[J]. IEEE Sensors Journal, 2022, 22(3): 2259-2270.
- [13] 李红延, 周云龙, 田峰, 等. 一种新的小波自适应阈值函数振动信号去噪算法[J]. 仪器仪表学报, 2015, 36(10): 2200-2206.
- LI H Y, ZHOU Y L, TIAN F, et al. Wavelet-based vibration signal de-noising algorithm with a new adaptive threshold function[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2015, 36(10): 2200-2206.
- [14] 吴叶丽, 行鸿彦, 李瑾, 等. 改进阈值函数的小波去

- 噪算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(4): 9-16.
- WU Y L, XING H Y, LI J, et al. Wavelet denoising algorithm with improved threshold function [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(4): 9-16.
- [15] 朱玲嫵, 常建华, 李红旭, 等. 改进的激光雷达回波信号去噪方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2017, 31(10): 1608-1613.
- ZHU L Y, CHANG J H, LI H X, et al. Improved denoising method of lidar echo signal [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2017, 31(10): 1608-1613.
- [16] 张冬冬, 郝明磊, 行鸿彦. EEMD 在激光测云仪后向散射信号处理中的应用[J]. 电子测量与仪器学报, 2017, 31(10): 1589-1595.
- ZHANG D D, HAO M L, XING H Y. Application of EEMD in laser ceilometer backscattering signal processing [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2017, 31(10): 1589-1595.
- [17] 黄国峰, 庄学彬, 谢礼伟, 等. 基于 CEEMDAN-WP-SG 的 MEMS 陀螺仪去噪算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(4): 106-113.
- HUANG G F, ZHUANG X B, XIE L W, et al. MEMS gyroscope denoising algorithm based on CEEMDAN-WP-SG [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(4): 106-113.
- [18] DRAGOMIRETSKIY K, ZOISSO D. Variational mode decomposition [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(3): 531-544.
- [19] 邢燕好, 于昊, 张佳, 等. 基于粒子群参数优化的 O-VMD 数据处理方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(4): 304-313.
- XING Y H, YU H, ZHANG J, et al. Research on the O-VMD thickness measurement data processing method based on particle swarm optimization [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(4): 304-313.
- [20] 徐黄宽, 张黎, AYUBI B I, 等. 基于改进变分模态分解去噪的高频电力下聚酰亚胺局部放电温-频特性研究[J]. 电工技术学报, 2023, 38(3): 565-576.
- XU H, ZHANG L, AYUBI B I, et al. Study on temperature-frequency partial discharge characteristics of polyimide under high frequency electrical stress based on improved variational modal decomposition denoising [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2023, 38(3): 565-576.
- [21] 何赞泽, 唐锐洋, 刘菲, 等. 不同充放电倍率下的锂电池声发射信号分析[J]. 测控技术, 2022, 41(6): 57-64, 72.
- HE Y Z, TANG R Y, LIU F, et al. Analysis of acoustic emission signals of lithium-ion batteries at different charge and discharge rates [J]. Measurement & Control Technology, 2022, 41(6): 57-64, 72.
- [22] 杨智中, 林军志, 汪魁, 等. 基于 CEEMDAN-小波包自适应阈值混凝土声发射信号降噪研究[J]. 振动与冲击, 2023, 42(3): 139-149.
- YANG ZH ZH, LIN J ZH, WANG K, et al. De-noising of concrete acoustic emission signals based on CEEMD-wavelet packet adaptive threshold [J]. Journal of Vibration and Shock, 2023, 42(3): 139-149.
- [23] 王婷婷, 李方, 霍雨佳, 等. 基于 AO 优化 VMD-小波包的岩石破裂声发射信号去噪算法[J]. 采矿与岩层控制工程学报, 2023, 5(6): 82-95.
- WANG T T, LI F, HUO Y J, et al. Modified denoising algorithm of rock fracturing acoustic emission signal based on AO optimized VMD-wavelet packet [J]. Journal of Mining and Strata Control Engineering, 2023, 5(6): 82-95.
- [24] HAMAD R K, RASHID T A. GOOSE algorithm: A powerful optimization tool for real-world engineering challenges and beyond [J]. Evolving Systems, 2024, 15(4): 1249-1274.
- [25] 马星河, 师雪琳, 赵军营. 基于 POA-VMD-WT 的 MEMS 去噪方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2024, 38(1): 53-63.
- MA X H, SHI X L, ZHAO J Y. Denoising method for MEMS sensor signal based on POA-VMD-WT [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2024, 38(1): 53-63.
- [26] LI Y. Analysis of the performances of AlGaIn/GaN heterojunction FETs in different temperatures[C]. 2020 International Conference on Artificial Intelligence and Electromechanical Automation (AIEA), 2020.
- [27] KHAN M A K, ALIM M A, GAQUIERE C. 2DEG transport properties over temperature for AlGaIn/GaN HEMT and AlGaIn/InGaIn/GaN pHEMT [J]. Microelectronic Engineering, 2021, 238: 111508.

作者简介



王洪金, 2008 年和 2010 年于湖南大学获得学士学位和硕士学位, 2016 年于美国德州农工大学获得博士学位, 现为湖南大学副教授, 主要研究方向为超分辨热成像与红外多光谱视觉, 以及相关图像处理、视觉测量与深度测量及相关机器学习。

E-mail: hjwang_2018@hnu.edu.cn

Wang Hongjin received her B. Sc. degree and M. Sc. from

Hunan University in 2008 and 2010, and received her Ph. D. degree from Texas A&M University in 2016. Now she is an associate professor in Hunan University. Her main research interests include Super-resolution thermal imaging and infrared multispectral vision, and related image process, vision measurement and depth measurement and related machine learning.



常珊,2022 年于南京邮电大学获得学士学位。现为湖南大学硕士研究生,主要研究方向为电力电子设备的声发射监测。
E-mail: 2459645406@qq. com

Chang Shan received her B. Sc. degree from Nanjing University of Posts and Telecommunications in 2022. Now she is a M. Sc. candidate in Hunan University. Her main research interest includes acoustic emission monitoring of power electronic equipment.



何贇泽(通信作者),2006 年于西安交通大学获得学士学位,2008 年于国防科学技术大学获得硕士学位,2012 年于国防科学技术大学获得博士学位,现为湖南大学教授,主要研究方向为嵌入式人工智能与边缘计算、红外热成像与机器视觉。

E-mail: yhe@vip. 163. com

He Yunze (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Xi'an Jiaotong University in 2006, M. Sc. degree from National University of Defense Technology in 2008, and Ph. D. degree from National University of Defense Technology in 2012, respectively. Now he is a professor of Hunan University. His main research interests include embedded artificial intelligence and edge computing, infrared thermal imaging and machine vision.