



·效应、试验与评估·

基于变分模态分解和自动编码器的 PIN 二极管温度特性预测*

张 洋, 周 扬, 张泽海, 阳福香, 葛行军

(国防科技大学 前沿交叉学科学院, 长沙 410073)

摘 要: 提出融合变分模态分解(VMD)和自编码器的预测方法, 将温升特性曲线分解成若干个子信号分量, 其中包含高频的波动量、中间量和低频的趋势量, 然后利用自编码器对每个分量进行预测, 最后将分量的预测值相加, 从而实现 PIN 二极管温升特性曲线的精准预测。通过与多种机器学习方法的对比验证了结合 VMD 分解可有效提升预测精度, 同时也验证了自编码器在特性曲线拟合上的优势。

关键词: PIN 二极管; 强电磁信号; 器件特性预测; 变分模态分解; 自编码器

中图分类号: TN385

文献标志码: A

doi: 10.11884/HPLPB202436.230237

PIN diode temperature characteristics prediction based on variational mode decomposition and autoencoder

Zhang Yang, Zhou Yang, Zhang Zehai, Yang Fuxiang, Ge Xingjun

(College of Advanced Interdisciplinary Studies, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: PIN diodes are critical devices for preventing damage from strong electromagnetic signals. Accurately predicting the temperature rise curve of the PIN diode has important guiding significance for selecting protective devices. Machine learning-based methods can effectively predict the characteristics of devices. However, the temperature rise characteristic curve of the PIN diode contains strong nonlinearity and small fluctuations, and traditional machine learning methods cannot predict accurately. To accurately predict the temperature rise characteristic curve of PIN diodes, this paper proposes a prediction method that combines variational mode decomposition (VMD) and autoencoder to decompose the temperature rise characteristics into sub-signals, which include high-frequency fluctuations, intermediate quantities, and low-frequency trend quantities. Then an autoencoder is used to predict each component. Finally, the predicted values of the components are added together, so as to accurately predict the temperature rise characteristic curve of the PIN diode. By comparing with various machine learning methods, it is verified that combining VMD decomposition can effectively improve prediction accuracy, and the advantage of autoencoder in fitting characteristic curves is also verified.

Key words: PIN diode, electromagnetic interfere, characteristic prediction, variational mode decomposition, autoencoder

PIN 二极管是一种常见的电磁防护器件, 用于防止强电磁信号直接进入接收机, 从而造成低噪声放大器等敏感元件的损坏^[1]。然而, 当 PIN 二极管受到强电磁信号的影响, 其本身温度也会随之升高, 当温度超过某一阈值时, PIN 二极管将发生击热损伤, 从而造成器件的损坏^[2-3]。因此, 由 PIN 二极管器件尺寸特性预测其在不同强电磁脉冲波形下的温升特性曲线有利于评估 PIN 二极管的损坏风险、评估其在强电磁脉冲下的耐受能力, 对 PIN 二极管选型具有指导意义。

由于 PIN 二极管的特性曲线受到包含温度、材料、结构、工艺等多种因素的影响^[4-5], 因此很难用简单的数学模型来准确表示。机器学习作为一种从数据中学习规律和知识的方法, 可以用来预测半导体器件特性曲线, 提高

* 收稿日期: 2023-07-28; 修订日期: 2023-11-06

基金项目: 湖南省科技创新计划项目(2021RC2065); 国防科技大学学校科研计划项目(ZK22-42); 湖南省自然科学基金项目(2023JJ40675)

联系方式: 张 洋, 16103271g@connect.polyu.hk.

器件性能分析的效率与精度。

目前已有的器件特性预测主要集中在预测准静态特性曲线,大多数采用基于神经网络(ANN)的模型^[6]进行特性曲线的预测。Liang Wei 等人^[7]提出了基于 ANN 的静电防护器件建模方法,考虑了快速恢复和非快速恢复静电放电保护器件的建模方法。Wang Jing 等人^[8]提出了一种自动生成最优神经网络模型的流程,利用 ANN 实现了对包含伏安特性曲线、电容动态特征曲线、电容静态特性曲线、转移特性曲线的预测。Yang Qihang 等^[9]采用多梯度神经网络对 FET 器件进行建模,并生成对应的 SPICE 模型实现 FET 器件的电路仿真。Mehta L.K. 等人^[10]设计了自编码器的机器学习预测模型,可以实现基于少量数据对 FinFET 器件 I-V/C-V 曲线的预测。

目前来说,对 PIN 二极管在强电磁脉冲作用下温升特性曲线预测的相关研究还很缺乏。PIN 二极管强电磁脉冲作用下温升特性曲线预测的难点在于:PIN 二极管的温升曲线中同时存在非线性的趋势变化和非线性的微小波动,尤其是温升曲线的波动部分,由于规律性较差、波动幅值小,传统的预测方法难以准确预测。同时,通过器件尺寸来预测温升曲线是一个从低维度预测高维度的问题,常规的机器学习难以实现以低维输入量对高维输出量的预测。

为解决以上问题,本文通过波形分解和自编码器构建 PIN 二极管在强电磁信号下温升曲线与二极管参数之间的关系模型。通过将已有的温升曲线进行分解,对温升曲线的趋势变化和微小波动分别进行预测。预测模型利用自编码的编码器部分将数据进行降维处理,将高维度的温升曲线转换为低纬度的特征值,再利用解码器将特征值转化为预测的温升曲线,最后将各预测分量进行叠加从而实现不同参数 PIN 二极管在强电磁脉冲作用下的温升特性曲线的预测。

1 算法及原理

本研究提出如图 1 所示的融合变分模态分析(VMD)和自编码器的 PIN 二极管温升特性曲线预测方法,用于预测具有非线性和波动特性的 PIN 二极管温升特性曲线。特性曲线首先被分解为若干分量,每个分量由一个模型单

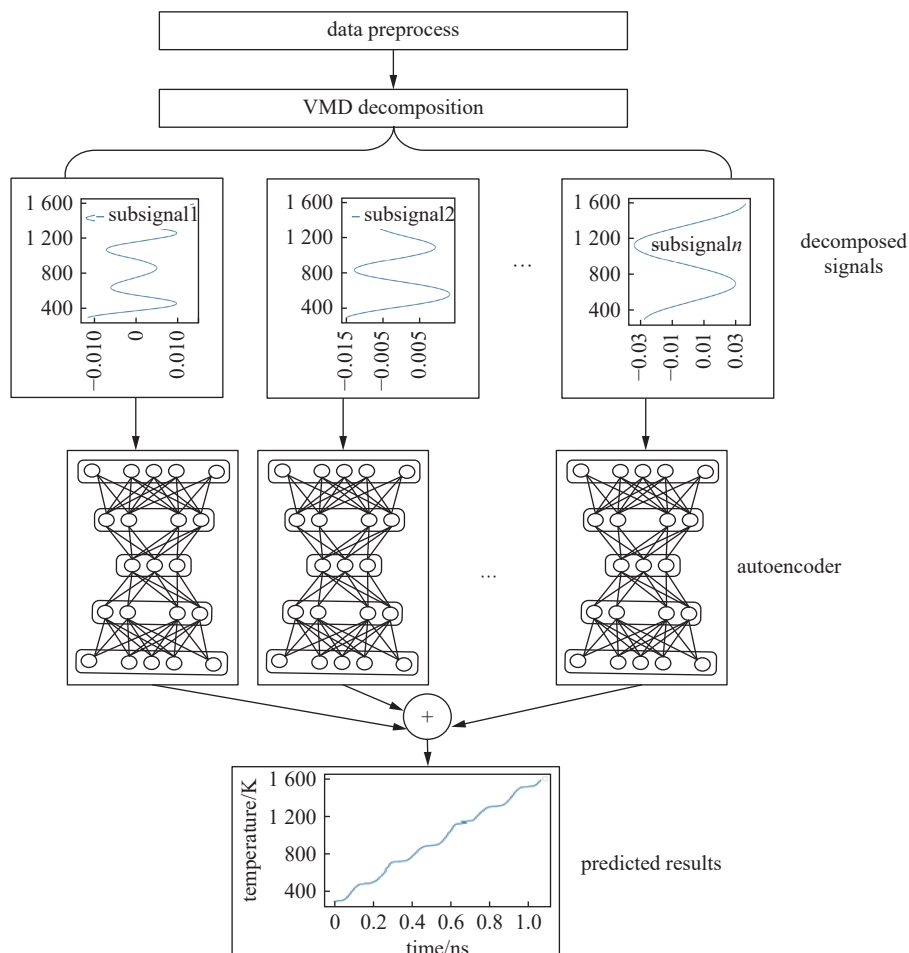


Fig. 1 Flowchart of the proposed algorithm by combining decomposition and autoencoder

图 1 结合 VMD 分解和自动编码器的算法流程图

独预测, 然后将分解信号的预测结果相加以实现对其特性曲线温升趋势和波动的精准预测。

1.1 数据预处理

如图 2 所示, 在相同的电磁信号下, 不同尺寸的器件表现出不同的温升特性曲线, 导致热失效时间不同。由于长度不同的数据无法用于构建机器学习模型, 因此首先对数据进行预处理, 将温升特性曲线转化为统一长度的数据。由于当温度达到约 1680 K 时, PIN 二极管通常会发生熔蚀而引起热失效。因此, 我们选择了 100 个在 1680 K 以下均匀分布的温度点作为预测值, 同时将它们对应的时间坐标作为输入变量。

1.2 变分模态分解 (VMD)

采用变分模态分解(VMD)先将信号分解为多个子信号, VMD 通过将信号分解成不同频率的子信号, 从而减少由温升曲线的高复杂度和非线性带来的时间序列预测的难度。信号经 VMD 分解成若干个“本征模态函数”(IMFs)

$$u_k(t) = A_k(t) \cos(\phi_k(t)) \quad (1)$$

式中: $u_k(t)$ 表示分解后的第 k 个信号分量, $A_k(t)$ 是信号的瞬时幅度, $\phi_k(t)$ 是信号的相位。

子信号的瞬时频率

$$\omega_k(t) = \phi'_k(t) = \frac{d\phi_k(t)}{dt} \quad (2)$$

VMD 分解后得到 K 个模态分量, 在保证所有模态分量之和等于原始信号的同时, 通过最小化所有分量的估计带宽之和, 确定每个分量的中心频率, VMD 算法的具体步骤如下。

步骤 1: 通过 Hilbert 变换计算每个模态分量 $u_k(t)$ 的单边谱

$$\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \quad (3)$$

步骤 2: 为每个分量估计一个中心频率 $\omega_k(t)$ 并将单边谱转换为基带

$$\left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \quad (4)$$

步骤 3: 计算基带梯度范数的平方来估计每个分量的带宽

$$\left\| \frac{d}{dt} \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \quad (5)$$

考虑 VMD 分解的约束条件, 求解以下表达式即可获得子信号

$$\begin{aligned} \min_{\{u_k, \omega_k\}} & \left\{ \sum_k \left\| \frac{d}{dt} \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \right\} \\ \text{s.t.} & \sum_k u_k(t) = x(t) \end{aligned} \quad (6)$$

将二次惩罚因子 α 和 Lagrange 乘子 λ 引入到上述方程中。使用 ADMM 算法搜索 Lagrangian 函数 L 的最小值并更新 $u_k(t)$ 、 $\omega_k(t)$ 、 λ , 直到收敛误差 ϵ 大于相对误差。

1.3 自编码器 (Autoencoder) 预测模型

采用如图 3 所示的自编码器进行建模, 自编码器包括两部分: 编码器(Encoder), 用于处理输入数据; 解码器(Decoder), 用于生成与训练数据。由于编码后的维数比输入数据小, 使得自编码器能够进行数据降维。自编码器使用输入数据本身作为监督, 通过指导神经网络建立输入与输出的映射关系, 从而得到与编码器原始输入相似的

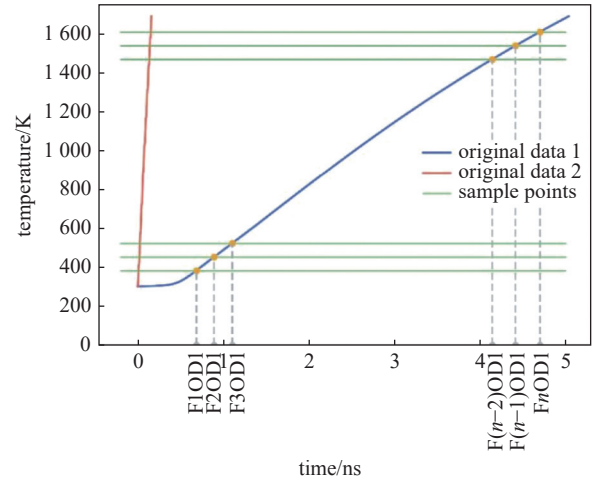


Fig. 2 Temperature characteristic curve of the PIN diode

图 2 PIN 二极管的温度特性曲线

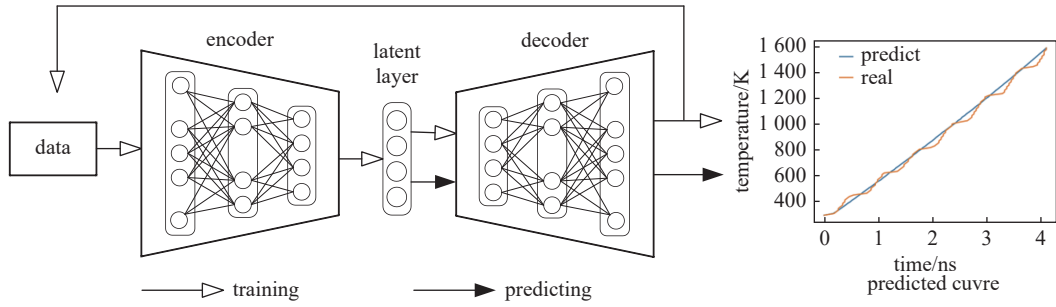


Fig. 3 Training process and structure of the autoencoder

图3 自动编码器的训练过程和结构

重构输出数据结构。

如图3所示,编码器和解码器的网络结构是对称的,其主要目的是将输入 X 转换成中间变量 Y ,然后再将 Y 转换成 X' ,然后对比输入 X 和输出 X' ,设计损失值使得二者无限接近。自编码器基于反向传播算法与梯度下降法进行训练,从而实现温升特性曲线的预测。

编码器接收输入 X ,并将输入通过函数 h 变换为信号 Y ,即

$$Y = h(X) \quad (7)$$

解码器将编码的信号 Y 作为其输入,通过函数 f 得到重构的信号 X'

$$X' = f(Y) = f(h(X)) \quad (8)$$

误差 e 为原始输入 X 与重构信号 X' 之差, $e=X-X'$,网络训练的目标是减少均方误差(MSE),误差被反向传播回隐藏层。

2 仿真实验

为验证本文所提出的温升特性曲线预测模型的性能,利用TCAD模拟得到PIN二极管温升特性曲线的数据集作为试验数据,TCAD根据载流子连续性方程、泊松方程、晶格温度方程建立PIN二极管的数值物理模型,并通过对模型施加强电磁脉冲波形作为源激励来进行仿真模拟,通过改变器件尺寸变量和强电磁脉冲波形参数来获得不同的特征曲线数据。基于这些数据对模型进行训练,并使用决定系数 R^2 作为指标来评价算法的性能,决定系数

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \bar{y})^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (9)$$

当决定系数达到0.9或以上时,拟合的特性曲线是准确的,以拟合准确情况占数据集的比例作为算法评价的指标。

TCAD仿真考虑了:二极管P区和I区的厚度、注入PIN二极管的强电磁脉冲频率和幅度四个变量。其中P区和I区的厚度在 $1\sim 5\ \mu\text{m}$ 之间,入射强电磁脉冲信号频率在 $3\sim 10\ \text{GHz}$ 之间,幅值在 $50\sim 250\ \text{V}$ 之间。共仿真得到2400条曲线,其中70%的数据作为预测模型的训练集,30%作为测试集。

温升特性曲线通过VMD分解方法分解为5个子信号,并通过预测模型对每个子信号分别进行预测。其中VMD的参数如下:带宽限制经验取值 $\alpha = 2000$;噪声容限 $\tau = 0.0244$;分解模态(IMF)个数 $K=5$;每个IMF的中心频率进行初始化为1;控制误差大小常量 $\varepsilon = 1 \times 10^7$ 。

本文提出的自编码器由四层全连接层的编码器和四层全连接层的解码器构成,编码器每层的网络结构为[100, 60, 30, 10],解码器的网络结构为[10, 30, 60, 100],中间隐藏层为3个神经元,网络使用Relu函数作为激活函数。为了验证提出模型的优越性,本研究还对比了常用的机器学习模型的预测准确度,模型配置如下。

(1)自编码器:自编码器中的生成器和鉴别器架构采用卷积层,生成器包含4个卷积层,鉴别器包含2个卷积层,每层由ReLU函数连接,学习率为0.00005,迭代次数为5000次;

(2)1D卷积网络(1DCNN):卷积核的大小是 1×2 ,它包含4个卷积层。激活函数是sigmoid函数,池化层是最大池化;

(3) 支持向量机(SVM): SVM 中使用的核函数是高斯径向基函数(RBF), 超参自动搜索得到。

(4) 多层感知器(MLP): MLP 中有 3 个隐藏层, 激活函数为 ReLU 函数, 学习率为 0.01, 迭代次数为 5000;

(5) 高斯过程回归(GPR): GPR 中使用的核函数是最大迭代次数为 5000 的高斯核(RBF 核)。

实验结果如表 1 所示, 结果对比表明将 VMD 与机器学习模型相结合后, 拟合精度显著提高, GAN 和 VMD 相结合可得到最准确的拟合结果。

表 1 实验结果
Table 1 Results of experiments

network	possibility of $R^2 > 0.9$	
	without VMD	with VMD
autoencoder	0.76	0.91
1DCNN	0.73	0.80
SVM	0.73	0.75
MLP	0.68	0.73
GRP	0.82	0.86

典型预测结果如图 4 所示, 对比图 4(a), (c) 和 (b), (d) 可以发现, 激活函数对于预测精度的影响不大, 对比图 4(a), (e) 和 (b), (f) 可以发现全连接层层数对于预测精度的影响不大, 对比图 4(a), (b) 和 (c), (d) 以及 (e), (f) 可以发现, 没有 VMD 的预测曲线仅能拟合温升曲线的趋势, 无法拟合温度曲线的微小波动, 经过 VMD 分解后的预测曲线能够更好地和实际曲线吻合。基于模式分解和自编码器的预测方法能够很好地预测出 PIN 二极管的温度时间曲线, 对比于其他方法, 该方法在波动预测的方面具有更大的优势, 可以很好地预测出曲线的小波动, 预测结果更加精确。

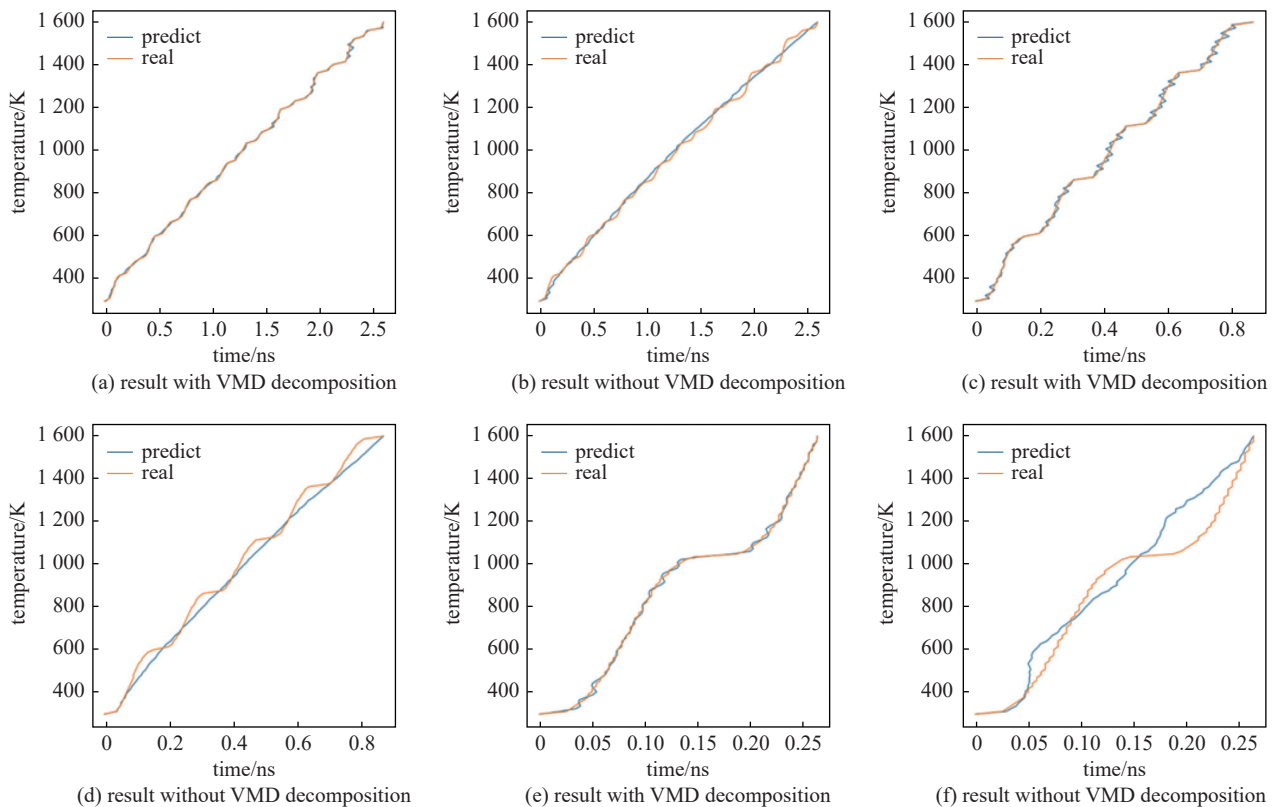


Fig. 4 Predicted curves comparison with and without VMD decomposition

图 4 自编码器采用及没有采用 VMD 分解预测结果对比

3 结论

针对 PIN 二极管在强电磁脉冲作用下热失效的问题, 本文提出了一种基于 VMD 分解的自编码 PIN 二极管温

升特性预测模型。这种方法不仅能够很好地预测温升曲线,而且弥补了传统机器学习模型在预测曲线波动方面的不足。通过与仿真实验的对比分析表明,VMD分解可以有效地解决波形纹波对拟合精度的影响,从而得到良好的曲线拟合,而通过改变自编码器的学习深度或改变激活函数对提高拟合精度的帮助有限。

参考文献:

- [1] 袁月乾,陈自东,马弘舸,等. PIN限幅器的高功率微波单脉冲效应研究[J]. *强激光与粒子束*, 2020, 32: 063003. (Yuan Yueqian, Chen Zidong, Ma Hongge, et al. High power microwave effect of PIN limiter induced by single pulse[J]. *High Power Laser and Particle Beams*, 2020, 32: 063003)
- [2] 王明,马弘舸. 组合脉冲内间隔对限幅器热损伤效应的影响[J]. *强激光与粒子束*, 2018, 30: 063002. (Wang Ming, Ma Hongge. Influence of pulse interval on thermal damage process of PIN limiter[J]. *High Power Laser and Particle Beams*, 2018, 30: 063002)
- [3] Bera S C, Bharadhwaj P S. Insight into PIN diode behaviour leads to improved control circuit[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs*, 2005, 52(1): 1-4.
- [4] 张永战,孟凡宝,赵刚. I层厚度对限幅器热损伤效应的影响[J]. *强激光与粒子束*, 2017, 29: 093002. (Zhang Yongzhan, Meng Fanbao, Zhao Gang. Influence of I layer thickness on thermal damage process of PIN limiter[J]. *High Power Laser and Particle Beams*, 2017, 29: 093002)
- [5] 赵振国,周海京,马弘舸,等. 微波脉冲频率与重频对限幅器热损伤效应的影响[J]. *强激光与粒子束*, 2015, 27: 103239. (Zhao Zhenguo, Zhou Haijing, Ma Hongge, et al. Influence of frequency and microwave repetition rate on thermal damage process of PIN limiter[J]. *High Power Laser and Particle Beams*, 2015, 27: 103239)
- [6] Ko K, Lee J K, Kang M, et al. Prediction of process variation effect for ultrascaled GAA vertical FET devices using a machine learning approach[J]. *IEEE Transactions on Electron Devices*, 2019, 66(10): 4474-4477.
- [7] Liang Wei, Yang Xuejiao, Miao Meng, et al. Novel ESD compact modeling methodology using machine learning techniques for snapback and non-snapback ESD devices[J]. *IEEE Transactions on Device and Materials Reliability*, 2021, 21(4): 455-464.
- [8] Wang Jing, Kim Y H, Ryu J, et al. Artificial neural network-based compact modeling methodology for advanced transistors[J]. *IEEE Transactions on Electron Devices*, 2021, 68(3): 1318-1325.
- [9] Yang Qihang, Qi Guodong, Gan Weizhuo, et al. Transistor compact model based on multigradient neural network and its application in SPICE circuit simulations for gate-all-around Si Cold source FETs[J]. *IEEE Transactions on Electron Devices*, 2021, 68(9): 4181-4188.
- [10] Mehta K, Wong H Y. Prediction of FinFET current-voltage and capacitance-voltage curves using machine learning with Autoencoder[J]. *IEEE Electron Device Letters*, 2021, 42(2): 136-139.