

基于TCAD与DNN的FinFET器件辐射总剂量效应模型

周 颖¹, 刘小年^{1,2*}, 刘焱森¹, 曹 鹏^{1,2}

(1. 湖南师范大学物理与电子科学学院, 湖南长沙 410081;

2. 后摩尔时代物理与器件湖南省普通高等学校重点实验室, 湖南长沙 410081)

摘要: 先进鳍式场效应晶体管(Fin Field-Effect Transistor, FinFET)因其高集成度、强栅极控制能力、高驱动电流、高开关速度、低泄漏电流等优势,在先进集成电路中成为主要的晶体管器件。为得到器件物理层面的FinFET工艺下不同器件尺寸的辐射总剂量(Total-Ionizing-Dose, TID)效应模型,本文结合TCAD(Technology Computer Aided Design)技术与深度神经网络(Deep Neural Networks, DNN)技术提出并建立了一个辐射总剂量效应模型(TCAD-DNN模型)来预测器件的TID效应的电学响应。本文采用Synopsys Sentaurus TCAD软件对SMIC 14 nm CMOS工艺下的FinFET进行三维(3D)器件建模并进行实测数据校准,后利用Sentaurus软件内置的Gamma射线总剂量辐射模型对器件进行辐射总剂量效应模拟仿真,相比于添加固定电荷以模拟总剂量辐射效应的做法,Gamma射线总剂量辐射模型可以得到更为真实的总剂量效应陷阱电荷分布。通过对器件在辐照前后进行实际电学特性测试,将得到的辐照前后实测数据用于TCAD模型校准,对此工艺节点下不同器件尺寸进行仿真产生数据集,其中32 928个器件数据点作为训练集对该模型进行训练,另外8 232个器件数据点作为测试集,对FinFET器件在开态(ON)辐照偏置下的总剂量效应进行预测。训练后的最终模型所得曲线与测试集数据的平均相对误差为2.98%。此外,模型所得预测曲线与辐照后的实测数据也有极佳的吻合度,进一步验证了模型在实际工程应用中的巨大潜力。本文结合TCAD仿真技术和深度学习技术构建的TCAD-DNN模型仅需提供特定尺寸范围内的若干器件尺寸的电学特性曲线作为训练集对TCAD-DNN模型进行训练,训练完成后的模型能够在毫秒量级的调用时间内得到一定尺寸和总剂量范围内所有器件可靠的电学性能。此模型有效避免了TCAD仿真中的耗时过长和收敛性不稳定问题,成功预测了器件总剂量效应的电学响应,对辐射剂量和器件几何参数方面的依赖性,该模型较高的预测精度和较好的灵活性使其能够应用在FinFET器件设计优化和器件与集成电路抗辐射加固等领域。

关键词: TCAD; 鳍式场效应晶体管; 总剂量效应; 深度神经网络; 半导体; 辐射效应

基金项目: 国家自然科学基金(No.62204083); 湖南省自然科学基金(No.2024JJ6322)

中图分类号: TN386.1 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112(2026)02-0634-12

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.12263/DZXB.20241033

A TCAD-DNN-Based Total-Ionizing-Dose Effect Model for FinFET Devices

ZHOU Ying¹, LIU Xiaonian^{1,2*}, LIU Yansen¹, CAO Peng^{1,2}

(1. School of Physics and Electronics, Hunan Normal University, Changsha, Hunan 410081, China;

2. Key Laboratory of Physics and Devices in Post-Moore Era, College of Hunan Province, Changsha, Hunan 410081, China)

Abstract: The fin field-effect transistor (FinFET) has become the primary transistor device in advanced integrated circuits due to its advantages such as high integration, strong gate control capability, high drive current, high switching speed, and low leakage current. To obtain a physical-level total-ionizing-dose (TID) effect model for different device sizes under FinFET technology in advanced integrated circuits, this paper proposes and establishes a technology computer aided design-deep neural networks (TCAD-DNN) model to predict the electrical response of TID effects in devices. This paper uses Synopsys Sentaurus TCAD software to perform three-dimensional (3D) device modeling and actual measurement data calibration for FinFETs in the SMIC 14 nm CMOS process. Subsequently, the built-in Gamma-ray total dose irradiation model in Sentaurus software is utilized to simulate the total dose irradiation effects of the devices. Compared to the method of adding fixed charges to simulate total dose irradiation effects, the Gamma-ray total dose radiation model can obtain a more realistic distribution of trap charges due to total dose effects. By conducting actual electrical characteristic tests on the

devices before and after irradiation, the obtained measured data before and after irradiation are used for TCAD model calibration. Simulations are performed on different device sizes under this process node to generate a dataset, where 32 928 device data points serve as the training set to train the model, and another 8 232 device data points serve as the test set to predict the total dose effects of FinFET devices under ON-state irradiation bias. The average relative error between the final model curve obtained after training and the test set data is 2.98%. Furthermore, the predicted curve obtained from the model also has excellent agreement with the measured data after irradiation, which further verifies the great potential of the model in practical engineering applications. The TCAD-DNN model constructed in this paper, combining TCAD simulation technology and deep learning technology, only requires the provision of electrical characteristic curves for a certain range of device sizes as the training set for training the TCAD-DNN model. The trained model can obtain reliable electrical performance for all devices within a certain size and total dose range within a millisecond-scale call time. This model effectively avoids the issues of excessive simulation time and unstable convergence in TCAD simulations, successfully predicting the dependence of the electrical response of total dose effects on radiation dose and device geometric parameters. The high prediction accuracy and good flexibility of this model make it applicable in fields such as FinFET device design optimization and radiation hardening of devices and integrated circuits.

Keywords: technology computer aided design; fin field-effect transistor; total-ionizing-dose effect; deep neural network; semiconductors; radiation effects

Foundation Item(s): National Natural Science Foundation of China (No.62204083); Natural Science Foundation of Hunan Province (No.2024JJ6322)

0 引言

随着空间探索的不断深入,对高性能、高可靠性的电子元器件的需求也日益增长。相比于传统的平面MOSFET (Metal-Oxide-Semiconductor Field-Effect Transistor), FinFET (Fin Field-Effect Transistor) 的三面栅包围结构拥有更大的栅极控制能力,对消除短沟道效应有重大作用,有效地抑制了泄漏电流,提升了器件性能^[1-4]。FinFET 凭借其优异的性能和高集成度,在移动设备、高性能计算等领域已得到广泛应用^[5-6]。然而,在宇宙空间中高能粒子辐射会对 FinFET 器件造成严重影响,导致器件性能下降甚至失效,这对航天器中的电子元器件提出了更严峻的性能要求^[7-8]。为了确保航天器在恶劣的辐射环境中能够正常工作,深入研究 FinFET 的总剂量效应显得尤为重要^[9-10]。先进纳米器件栅氧层极薄,厚度为纳米量级,辐照产生的栅氧陷阱电荷数量可忽略不计,对器件的性能几乎没有影响。研究表明,FinFET 的浅沟槽隔离 (Shallow Trench Isolation, STI) 氧化层辐照引起的感应陷阱电荷是导致器件总剂量退化的主要原因^[11-13],因此本文重点对器件的 STI 区进行总剂量效应仿真。

FinFET 器件受到辐照时,STI 区的 SiO_2 材料因吸收辐射能量而发生原子电离产生电子空穴对^[14-15]。 SiO_2 中电子的迁移率远高于空穴迁移率,常温下电子在电场作用下仅几皮秒就能漂移出氧化层,而空穴则需几秒的量级。电离产生的非平衡空穴受局部电场作用在氧化层中运动,并被陷阱俘获,形成正电荷。随着辐射时间的增长,氧化层中的陷阱正电荷也随之累积,最终将影响器件内的电场分布,导致电学性能恶化^[16-17]。

TCAD 软件可对半导体器件的结构、材料和工艺进行建模,并通过数值计算来模拟器件的电学特性、电热特性等,是研究器件 TID (Total-Ionizing-Dose) 效应的重要途径^[18-20]。但是,此方法需要极高的硬件配置来完成器件的特性预测,时间成本高且存在仿真不收敛等问题。机器学习方法能够自动从数据中学习模式和规律,可以用于预测、分类、聚类、异常检测等多种功能^[21-23]。其中,DNN (Deep Neural Networks) 能自动提取数据特征,并具备灵活性和可扩展性,能针对不同任务快速调整模型结构,尤其是 DNN 能够有效捕捉本文采用的结构化表格数据(包含 6 个输入和 1 个输出)中的非线性模式,可提供精准的预测。相比之下,卷积神经网络 (Convolutional Neural Network, CNN) 适合处理图像数据,循环神经网络 (Recurrent Neural Network, RNN) 适用于序列数据,而 DNN 更适合处理此次的结构化数据。因此,本文采用基于 DNN 和 TCAD 建模技术的方法来预测器件特性,以减少计算时间、成本和人力^[24-26]。尽管 DNN 在训练时对数据集规模要求较高,容易出现过拟合现象,但本文通过正则化技术和充足的数据有效避免了这一问题。本文对 SMIC 14 nm CMOS 工艺下 FinFET 器件进行了 TID 效应仿真,用得到的器件特性曲线数据集来训练 TCAD-DNN 模型,最终得到的基于深度神经网络的 TID 效应预测模型有效地预测了器件在空间辐射环境下的性能变化。近年来,许多研究集中在 FinFET 器件几何尺寸对其电性能的影响上。El Mamouni 等人^[27]研究了 FinFET 的鳍宽对辐射引起的亚阈值摆幅 (Subthreshold Swing, SS) 退化的影响; Gaynor 等

人^[28]探讨了鳍形状对FinFET泄漏电流的影响,并提出了多阈值和超低泄漏FinFET设计的优化方法;Chatterjee等人^[29-30]则分析了不同几何参数(如鳍长和鳍数)对FinFET器件在辐射下性能退化的影响。此外,Somra等人^[31]通过控制鳍宽优化了32 nm工艺下FinFET的电流特性。然而,尽管这些研究为优化FinFET的几何设计提供了有价值的参考,但针对FinFET器件在辐射环境下的几何依赖性,特别是14 nm工艺节点下的TID效应研究仍然较为匮乏。因此,本文根据TCAD仿真数据,探究了不同工艺参数下器件总剂量效应的几何相关性。对比TCAD建模仿真数据与TCAD-DNN模型的预测数据,结果表明,此技术的引入可以实现对器件TID响应的快速预测。因此,此技

术可作为预测器件抗辐照性能的工具,可帮助设计者优化和改进器件的设计及其制造工艺,进一步提高器件的性能和可靠性。

1 基于TCAD的器件总剂量效应仿真

1.1 TCAD器件建模

本文研究对象是基于SMIC 14 nm CMOS工艺下的N型FinFET,其器件仿真在Sentaurus TCAD仿真软件中完成。图1显示的是器件结构构造工具中建模的单个fin的体硅N型FinFET器件结构图及其掺杂浓度图,其中图1(b)和(c)分别是器件在图1(a)中所示CutA和CutB位置的二维截面图。其中 L_{gate} 为栅长, H_{fin} 为鳍高, H_{STI} 为STI区高度, W_{top} 为上鳍宽, W_{fin} 为下鳍宽。

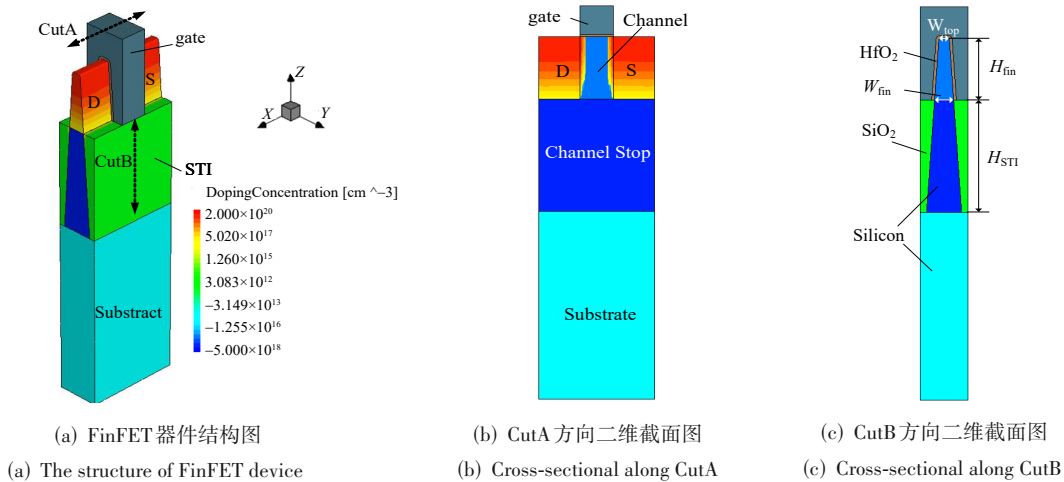


图1 器件结构图及其掺杂浓度图

Figure 1 Device structure and doping concentration diagram

为正确模拟此工艺下器件的电学特性,器件电学仿真工具仿真器件电性曲线时,用到的物理模型有:(1)载流子运输模型,流体力学模型(Hydrodynamic)、密度梯度模型(Density-gradient);(2)产生-复合模型,(Shockley-Read-Hall, SRH)、俄歇复合(Auger);(3)迁移率模型,Thin-layer 迁移率模型、High-K 迁移率模型、IALMob 模型;(4)隧穿模型,带-带隧穿模型(Band2Band);(5)辐射模型,Gamma 辐射模型^[32-33]。

1.2 TCAD模型实测校准

TCAD模型的校准对于器件仿真至关重要,尤其是在先进工艺节点下对模型的精确调试,可为后续器件设计和优化提供更加可靠的基础。为了确保TCAD模型仿真结果的准确性,本文使用Keysight B1500A半导体器件分析仪对实际器件进行I-V特性测试,以得到实测数据对模型进行校准。

本文针对SMIC 14 nm CMOS工艺节点器件进行了广泛的测试工作。具体来说,此次测试对该工艺节点下的5种不同的栅长(L_{gate})尺寸(分别为242 nm、120 nm、70 nm、20 nm、16 nm)、6种不同鳍数(范围在1~10 fin)的N型和P型FinFET器件进行了测试,共采集了60个器件的I-V数据,为TCAD模型校准提供了实测数据来源。利用实验所得数据对FinFET器件进行了实测数据校准,得到TCAD器件模型校准后的I-V数据与实测数据对比如图2所示。校准器件的几何尺寸为:栅长 $L_{\text{gate}}=16$ nm,鳍高 $H_{\text{fin}}=33$ nm,鳍宽 $W_{\text{fin}}=15$ nm。其中,图2(a)是器件转移特性曲线对比图,并且为了观察低栅压时电学曲线的拟合程度,还给出了其电流对数形式曲线对比,图2(b)是输出特性曲线的对比图。从图中可知,TCAD仿真数据与实测数据有较好的拟合。

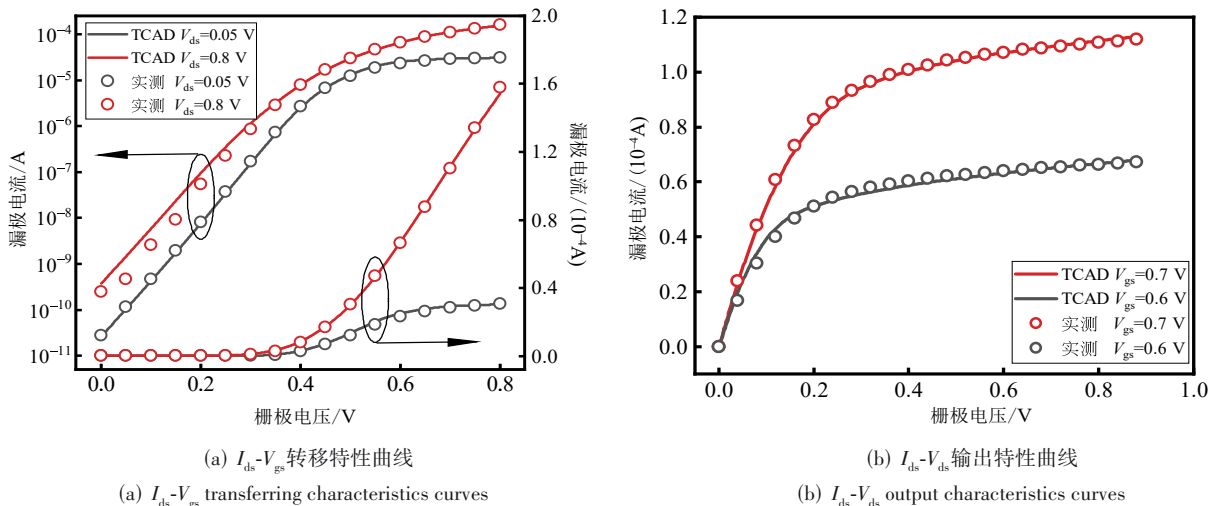


图2 校准后TCAD模型I-V数据与实测数据拟合图

Figure 2 Fitting diagram of calibrated TCAD model I-V data and measured data

1.3 Gamma 总剂量仿真

在传统的辐射总电离剂量(TID)效应仿真中,通常使用固定电荷模型来模拟辐射对半导体器件性能的影响。该方法通过在二氧化硅和硅的界面处引入一定数量的固定正电荷,来反映辐射引发的电荷积累效应^[5,34]。然而,这种模型模拟的是器件辐照完成后的终态,与器件在实际辐照下的电荷分布形态及分布密度存在不一致,且此模型还忽略了辐射效应的动态变化特性。事实上,辐射引起的电荷积累是一个动态过程,电荷密度与辐射剂量、辐射时间密切相关,并且在器件内部的分布常常表现出显著的不均匀性。不同的辐射剂量、粒子类型、能量水平以及器件结构等因素都会影响电荷的产生和分布,因此固定电荷法难以精确模拟真实的辐射效应,特别是在考虑到电荷产生的时间变化和空间分布时。

为了解决这些问题,本文利用TCAD内置的基于辐射物理机制的Gamma模型,用以模拟辐射响应。与传统的固定电荷方法不同,Gamma模型能够动态地反映辐射剂量的增加和时间演化对电荷产生的影响。该模型不仅可以捕捉电荷生成过程的时变特性,还能够考虑到由于器件结构的差异或辐射条件的不同,电荷在不同区域的分布存在不均匀性。通过精确描述辐射源与材料的相互作用,模型能够真实地模拟电荷的生成、积累及其动态分布过程。因此,这一方法为辐射效应分析和器件设计提供了更为精确的工具。相较于固定电荷法,Gamma模型能够更全面地反映辐射效应的动态过程和空间分布特征,能更好地模拟实际辐照环境下的器件状态。在Sentaurus TCAD中, SiO_2 材料默认为绝缘体,内部载流子迁移率为零,无法模拟真实 SiO_2 材

料中的TID效应。因此,将STI区的氧化物定义为“OxideAsSemiconductor”,以便继续进行模拟。仿真采用的Gamma辐射模型如下:

$$G_r = g_0 \cdot D \cdot Y(E) \quad (1)$$

$$Y(E) = \left(\frac{E + E_0}{E + E_1} \right)^m \quad (2)$$

其中: G_r 表示辐射产生的电子-空穴对数量; g_0 表示一个单位体积的 SiO_2 材料吸收1 rad辐射能量所形成的电子-空穴对数量, $g_0 = 7.6 \times 10^{12}$ ehp/rad·cm³; D 表示辐射总剂量; Y 表示空穴产率,其值跟随电场 E 的变化而发生变化; m 、 E_0 、 E_1 均为常量,分别为: $m = 0.9$, $E_0 = 0.1$ V/cm, $E_1 = 1.35 \times 10^6$ V/cm。

“OxideAsSemiconductor”材料的关键仿真参数设置如下^[5,8,35-38]:定义在距离价带4 eV位置处的均匀空穴陷阱浓度为 2.2×10^{19} cm⁻³,空穴的空穴俘获截面为 1×10^{-14} cm²,电子俘获截面 9.5×10^{-13} cm²。使用标准漂移-扩散方程近似将氧化物中辐射激发的电子和空穴有效迁移率定义为一个恒定值,分别为 $\mu_n = 20$ cm²/V·s, $\mu_p = 10^{-5}$ cm²/V·s^[39]。本仿真采用Poole-Frenkel模型来模拟陷阱中心的发射和俘获过程。该模型广泛应用于解释电介质材料中的电荷输运行为,能够有效模拟在高外加电场下电荷陷阱发射概率的增强现象。器件总剂量仿真的辐射剂量率设置为1 000 rad(SiO_2)/s^[40],瞬态仿真的最长时间达到2 000 s,即最大的总剂量 D 达到2 Mrad(SiO_2)。

航天器中微电子器件通常工作于高辐射环境中,为了避免器件在此环境中频繁的开关操作导致额外的故障模式(如单粒子翻转效应),可以将器件设计在持续的开启状态(ON偏置),以减少开启-关断切换过程中引起的电流波动及潜在的性能下降。此次辐

射仿真期间器件状态均为 ON 偏置,即给定栅极电压 $V_{gate}=0.8\text{ V}$,漏极、源极等其他电极接地。

图 3 显示了沟道长度为 $L_{gate}=16\text{ nm}$ 的器件在不同总剂量下辐射感生的电荷产生率在 STI 中的情况。可以看到,辐射感生的电荷在 STI 区、沟道阻止区、沟道的交界处产生率相较其他区域更高,此处受辐照影响的敏感度较高。随着总剂量的数值增加,感生电荷产生率越大,且高产生率区逐渐扩大。如图 4 所示,器件在辐射总剂量 D 为 $0.5\text{ Mrad}(\text{SiO}_2)$ 时,STI 顶部以下 6 nm 处,STI 区在辐射作用下沿沟道方向的感生电荷产生率分布图。可以观察到器件辐射电荷产生率呈现在一个较高的状态,电荷产生率在靠近源极和漏极端时出现极大值,分别为 $2.434\times 10^{16}\text{ (cm}^{-3}\cdot\text{s}^{-1})$ 和 $2.429\times 10^{16}\text{ (cm}^{-3}\cdot\text{s}^{-1})$,而在靠近沟道中心的位置存在一个极小值,数值为 $2.235\times 10^{16}\text{ (cm}^{-3}\cdot\text{s}^{-1})$ 。图 5 是在不同辐射剂量下单个器件的 $I_{ds}-V_{gs}$ 转移特性曲线图,仿真电学曲线时器件偏置给定 $V_{drain}=0.05\text{ V}$, $V_{source}=0\text{ V}$, V_{gate} 从 -0.2 V 扫到 0.8 V 。图 5 中器件在总剂量达到 $0.1\text{ Mrad}(\text{SiO}_2)$ 时漏电流开始出现明显增大,原因是随着 TID 诱发的氧化层固定电荷积累达到一定浓度,器件沟道中寄生电流通道的形成,泄漏电流增加。

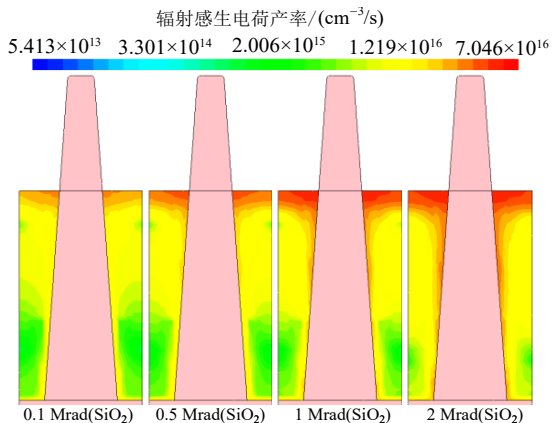


图 3 ON 偏置下 STI 区感生电荷产生率

Figure 3 Induced charge generation rate in STI region under ON bias

为预测此工艺下 FinFET 的 TID 效应几何依赖性,本文通过改变主要的器件物理尺寸,对 280 个不同物理尺寸的器件进行了仿真,得到了相当可观的器件转移特性曲线的数据集。表 1 给出了 14 nm FinFET 的器件结构与工艺参数。

2 TCAD-DNN 模型建立

采用 TCAD-DNN 技术预测 FinFET 的 TID 效应几何相关性的模型,选择合适的神经网络架构是至关重要的,这将影响模型的性能和训练效果。根据目标需

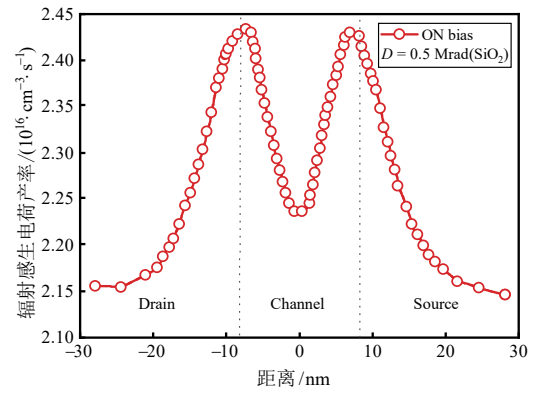


图 4 距离 STI 顶部 6 nm 、与沟道阻止区交界处 4 nm 的 STI 层中感生电荷产生率沿沟道长度方向分布图

Figure 4 Distribution diagram of induced charge generation rate along the channel length direction in the STI layer, located 6 nm from the top of STI and 4 nm from the junction with the channel stop region

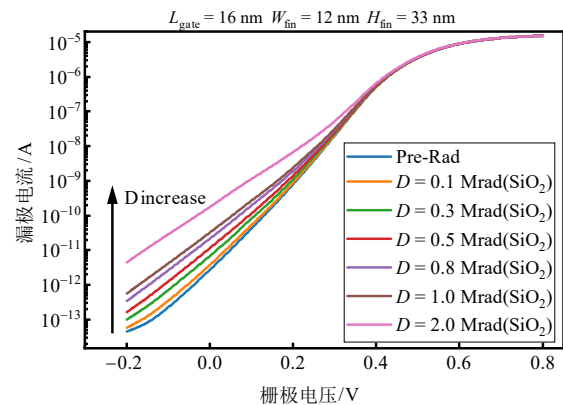


图 5 不同辐射剂量下器件的 $I_{ds}-V_{gs}$ 曲线图

Figure 5 $I_{ds}-V_{gs}$ curve diagram of devices under different irradiation doses

表 1 器件结构与工艺参数

Table 1 Device structure and process parameters

参数	数值
栅长(L_{gate})/nm	10~22
鳍高(H_{fin})/nm	29~37
源/漏极长度(L_{source}/L_{drain})/nm	20
鳍宽(W_{fin})/nm	12~18
STI 高度(H_{STI})/nm	70
HfO_2 厚度(T_{ox})/nm	1.46
源漏极掺杂浓度/ cm^{-3}	2×10^{20}
沟道掺杂浓度/ cm^{-3}	1×10^{17}
衬底掺杂浓度/ cm^{-3}	1×10^{15}

求和数据集规模选取合适的模型结构、网络深度、网络宽度、激活函数、优化器等网络参数,同时,为了使得网络性能更好,需对数据进行正则化、归一化处

理。模型架构设计完成后就可以用模拟仿真数据来评估其构架的有效性和准确性。通过评估实际与预测特性之间的误差值(即损失函数值),可以对TCAD-DNN模型的网络参数进行调整,得到更优结构。

2.1 TCAD-DNN 模型结构参数设置

作为深度学习模型之一的DNN神经网络模型由输入层、隐藏层、输出层组成。其中隐藏层不同于其他两种结构只有一层,它可以是多层的,且多层隐藏层可以学习到更复杂的特征表示。每个神经元就是一个节点,这些节点由权重和偏差线性组合而成。为了提高模型的表达能力和避免网络中出现梯度消失,引入了激活函数来提高网络的灵活性和适用性。另外,合适的损失函数选取能更好地匹配模型的输出规模,有助于模型能够有效捕捉输入特征与输出之间的

复杂关系。本文的TCAD-DNN模型使用Python语言在PyCharm开发环境中构建。根据数据集类型和预测目标的需求,如图6所示,设计了一个5层结构的TCAD-DNN模型,包含1个输入层、3个隐藏层和1个输出层。由于模型目标输出数据值接近于零,采用相对误差能更好地衡量模型预测值与真实值之间的差距,有助于模型更好地学习数据特征。因此模型采用了自定义的平均相对误差(Mean Relative Error, MRE)为损失函数,损失函数定义为

$$MRE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|y_{\text{tcad},i} - y_{\text{pred},i}|}{|y_{\text{tcad},i}| + \varepsilon} \quad (3)$$

其中: n 表示样本数量, i 表示每一个样本, $y_{\text{tcad},i}$ 表示样本的TCAD仿真值, $y_{\text{pred},i}$ 表示预测值。 ε 是一个极小的常数,用于防止 y_{tcad} 为零时产生除零错误。

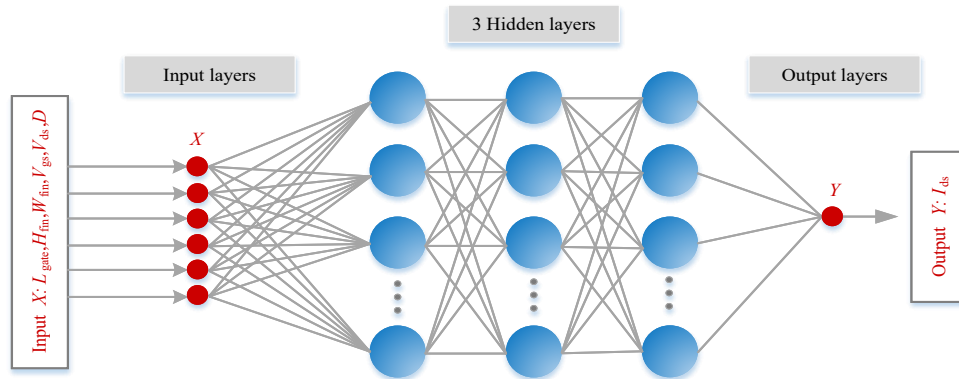


图6 TCAD-DNN模型结构图

Figure 6 The structure diagram of TCAD-DNN model

为了选出最小损失函数对应的模型,本文研究对比了不同隐藏层结构在不同训练轮次(epoch范围为500~5 000)下模型的损失函数值,表2给出了在此epoch范围内的最小MRE值。最终,最小损失函数为3.1‰,出现在3层隐藏层结构的网络上,该网络的隐藏层分别具有512、256和128个神经元,都采用的是ReLU(linear rectification function)激活函数:

$$f(x) = \max(0, x) \quad (4)$$

此激活函数能有效率地进行梯度下降和反向传播,可以很好地避免训练网络时出现的梯度爆炸和梯度消失问题。由于预测连续数值输出属于回归问题,因此输出层采用线性激活函数。

整个网络基于前向传播和反向传播算法构建,使用自定义的相对误差作为损失函数,并采用Adam优化器进行优化,学习率设置为0.001,且根据数据集的大小,模型的batch_size设置为500。为选出合适的epoch值,图7给出了选定模型结构下训练过程的epoch-MRE图。设定最终的epoch值为3 000,在这个

表2 不同层结构的MRE值

Table 2 MRE values of different layer structures

隐藏层及其神经元数	MRE/‰
512, 256, 128, 64	3.6
256, 256, 256, 256	4.1
256, 128, 64, 32	4.4
128, 128, 128, 128	4.1
128, 64, 32, 16	3.9
512, 512, 512	4.8
512, 256, 128	3.1
256, 256, 256	6.1
256, 128, 64	4.0
64, 32, 16	5.7
128, 128	4.9
64, 32	6.7
256	8.4

值时可看到epoch-MRE曲线已经达到一个较为水平的状态,MRE值随着epoch值增加只会小范围内上

下震荡。此状态下,再增加 epoch 值不能获得大幅度的 MRE 值下降,只会大幅度增加训练时长。

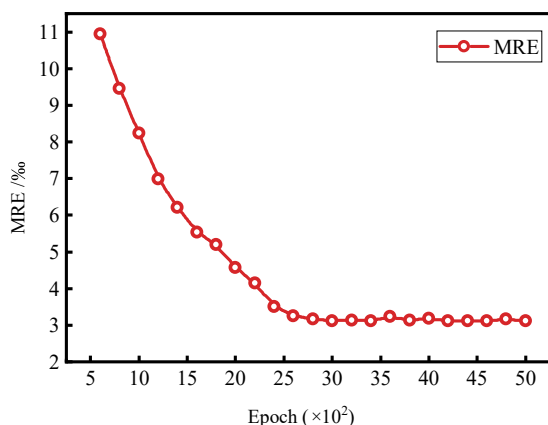


图7 选定模型结构训练过程中的 epoch-MRE 图

Figure 7 Epoch-MRE graph during training process of the selected structure

2.2 TCAD-DNN 模型对 TID 效应的预测

不同器件尺寸组成的数据集越丰富,越可以帮助模型学习更多数据之间的特性规律,预测更大器件尺寸范围的器件特性。本文采用 TCAD 模型一共仿真了 280 个不同尺寸的器件,基于内置 Gamma 辐射模型瞬态仿真了器件在辐照前和 6 种辐照总剂量下的 I - V 转移特性曲线。基于 280 个器件的数据集,每个器件的 I - V 曲线有 7 条,总的 I - V 曲线数 1 960 条,每条曲线有 21 个数据点,最终由曲线数据点及其所对应的器件参数一共形成 $1\ 960 \times 21 = 41\ 160$ 组数据。

建立的 TCAD-DNN 模型输入层是 6 输入,输入向量 X 由 L_{gate} 、 H_{fin} 、 W_{fin} 、 V_{gs} 、 V_{ds} 、 D 组成。模型为单输出,输出标签 Y 是对应输入参数的漏电流 I_{ds} ,即式(3)中 $y_{\text{tcad},i}$ 和 $y_{\text{pred},i}$ 分别表示 TCAD 仿真 I_{ds} 值与预测 I_{ds} 值。根据实验可知,此数据集完全满足网络训练需求。其中,80% 的数据用于训练模型,20% 用于测试网络精确度。TCAD-DNN 模型的预测能力与模型的训练密切相关,模型训练质量至关重要。开始训练时,所有网络节点的权重和偏差值都是随机的。在训练过程中,数据前向传播给每个神经元,最后在输出层得到一个输出。输出值与真实标签之间的误差值会通过反向传播算法反馈到各个神经元,并计算出各个参数的梯度,此时优化算法将更新网络各节点的权重值与偏差值,最终全局模型得到最小化损失函数值。重复进行前向传播、损失计算、反向传播和参数更新的过程,直到达到停止条件(如达到最大迭代次数或损失函数收敛),则认为特征提取训练完成,训练结束。

模型训练完成后,将自动保存与最低损失函数值对应的网络参数。经过测试,如果模型预测的数据集

与测试集之间的误差低于或接近训练过程中的 MRE 值,则认为模型的训练达到了预期标准。

图 8 给出了针对所述校准器件在辐照前后的 TCAD 仿真曲线(TCAD)、TCAD-DNN 模型预测曲线(Pred)和实测数据的对比。图 8(a)是各剂量点下校准器件的转移特性的三者数据对比,为使 TCAD 仿真、模型预测和实测数据更方便对比,将辐照前($D=0$)和 $D=1$ Mrad(SiO_2)辐照后的三者数据展示在图 8(b)和(c)中。三者对照吻合度极高,表明 TCAD 仿真模型的校准和 TCAD-DNN 模型预测具有较高的精度。

3 结果与讨论

本文采用 TCAD 仿真技术和深度学习技术结合的方法,对器件总剂量效应进行了预测。为了展示预测效果,从测试集中抽取了九个器件作直观展示,且分别编号为(a)~(i),且在本节图和表中均表示对应的器件。图 9 给出了 TCAD-DNN 模型预测与 TCAD 仿真的比较结果,内容是不同 H_{fin} 、 W_{fin} 、 L_{gate} 值下器件辐照前后的 I - V 曲线图(器件偏置: $V_{\text{drain}}=0.05$ V、 $V_{\text{source}}=0$ V 从、 V_{gate} 从 -0.2 V 扫到 0.8 V), D 的单位在本文中均为 Mrad(SiO_2)。通过统计,表 3 评估了 TCAD 仿真数据与 TCAD-DNN 模型预测值之间的 MRE 值。对于所有被预测的器件,平均相对误差值为 0.298%,小于训练时的最小 MRE 值 0.310%。同时,表 4 给出了 TCAD 仿真器件不同剂量下电学曲线的时间表,表 5 给出了 TCAD-DNN 模型预测单个器件 TID 效应的时间表。

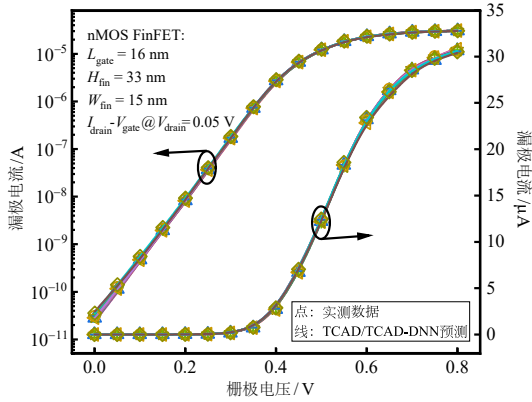
FinFET 器件中,鳍作为电流主要流通的结构,其高度 H_{fin} 、厚度(同栅长 L_{gate})、宽度 W_{fin} 是影响器件电性能的核心参数,也是研究器件总剂量效应几何相关性的重要研究对象。本文探究了 3 个核心参数对器件 TID 效应的影响,对比了不同尺寸器件辐照前后 $I_{\text{ds}}-V_{\text{gs}}$ 曲线图,图 10 是 $V_{\text{gs}}=0$ V、 $V_{\text{ds}}=0.8$ V 时, I_{ds} 分别跟随 H_{fin} 、 L_{gate} 、 W_{fin} 尺寸变化在不同总剂量下的变化曲线图。通过分析可得到如下结果。

(1) H_{fin} 对器件 TID 效应的影响

随着 H_{fin} 的增加,鳍的体积变大,导致更多的辐射剂量被吸收。从图 9(a)~(c)中可以观察到,鳍高度的增加使得器件对辐射的敏感度增强。由图可知,在 0~2 Mrad(SiO_2)辐射总剂量范围内, H_{fin} 为 29 nm 的器件随总剂量增强漏电流变化不大,而 H_{fin} 增加至 37 nm 时,可看到漏电流明显变大,且图 10(a)中可明显观察到漏电流增量相比其他两个尺寸更大,对辐射更敏感。

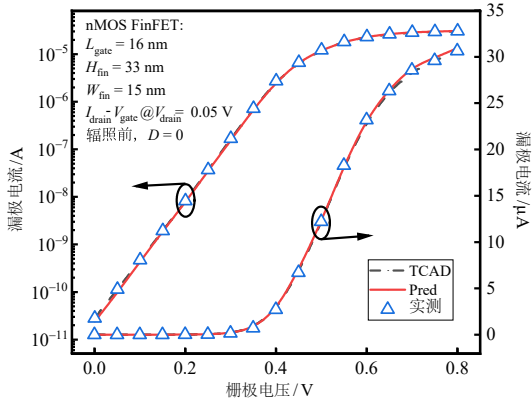
(2) L_{gate} 对器件 TID 效应的影响

器件短沟道结构会造成短沟道效应明显,电场对器件内部载流子运动影响更剧烈,且辐射也会加剧影



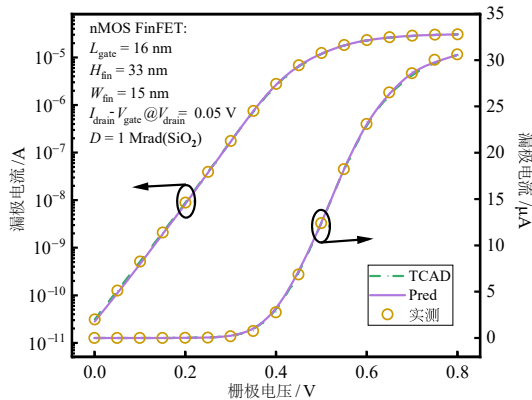
(a) 辐照前后各剂量点对比

(a) Comparison of various dose before and after irradiation



(b) 辐照前对比

(b) Comparison before irradiation



(c) 1 Mrad(SiO₂)辐照后对比

(c) Comparison after 1 Mrad(SiO₂) irradiation

图 8 校准器件的TCAD仿真、TCAD-DNN模型预测与实测所得辐照前后的转移特性对照

Figure 8 Comparison of transfer characteristics before and after irradiation obtained from TCAD simulation, TCAD-DNN model prediction, and actual measurement of calibration devices

响。从图 10(b)中可看出,在TID条件下,较长沟道器件相对于短沟道性能更加稳定。图中 $L_{gate}=22\text{ nm}$ 的 $I_{ds}-D$ 曲线几乎水平,而 $L_{gate}=10\text{ nm}$ 的曲线斜率明显更高。即长沟道器件中载流子对辐射缺陷不敏感,器件漏电流没有明显变化。

(3) W_{fin} 对器件TID效应的影响

在FinFET中, W_{fin} 尺寸的选取对器件电性能和抗TID效应至关重要。较窄的鳍宽能够增强栅极对沟道的控制作用,能减少短沟道效应,提高电性能,拥有更低的泄漏电流。图 10(c)中, $V_{gs}=0\text{ V}$ 时,随着 W_{fin} 尺寸从 17 nm 降低到 13 nm 可明显观察到泄漏电流的降低和 $I_{ds}-D$ 曲线斜率剧增。结合上述观察到的曲线特征和图 9(g)-(i)中 3 种不同鳍宽(13 nm 、 15 nm 、 17 nm)的辐照前后特性曲线分析表明,伴随着 W_{fin} 的减小,TID诱导的电性能退化更强烈,窄鳍宽器件随总剂量的增加泄漏电流增加更剧烈。进一步分析器件的结构特征发现,辐射会导致STI区内产生高浓度的正电荷累积,且正电荷主要集中于STI区与沟道界面处,此现象使得靠近STI的沟道区域感应出更多的电子。对于较小的鳍宽器件,沟道中更易受到这些感应电子的影响,形成寄生导电沟道,产生高泄漏电流。

(4) TCAD-DNN模型的高效预测

值得一提的是,本文除了对FinFET器件TID效应进行了高精度预测之外,还大大节约了仿真成本。使用TCAD-DNN模型对总剂量效应进行预测过程中,平均而言,对模型进行训练只需要十几min,并且能在几十ms内完成预测工作,如表 5 所示。由表 4 可知,在TCAD中仿真器件辐照响应 $I-V$ 曲线相当耗时,单个剂量所需的最短时间为 22 min [发生在器件编号为(c), $D=0.1\text{ Mrad}(\text{SiO}_2)$],最长为 197 min [发生在器件编号为(d), $D=2.0\text{ Mrad}(\text{SiO}_2)$]。器件(d)遇到了TCAD仿真不收敛的情况,需对器件结构进行网格加密并重新计算,消耗时长明显高于其他几个器件。更具体地,器件($L_{gate}=22\text{ nm}$ 、 $H_{fin}=37\text{ nm}$ 、 $W_{fin}=18\text{ nm}$)对不同辐照总剂量进行仿真,仿真时间最高达到了 2.35 h [$D=2\text{ Mrad}(\text{SiO}_2)$],最短时间也达到了 47 min [$D=0.1\text{ Mrad}(\text{SiO}_2)$]。将此器件参数的 W_{fin} 改为 12 nm ,最短仿真时间从原来的 47 min 变为了 21 min 。TCAD模型的时间成本远高于TCAD-DNN模型,经过适当训练后的TCAD-DNN模型仅需几十ms就能高效计算特征参数。因此,结合TCAD与DNN的技术显著缩短了器件仿真时间,能有效辅助对器件的新型结构性能及其抗TID效应的研究,可加快研究进度,促进器件性能优化和工艺升级。

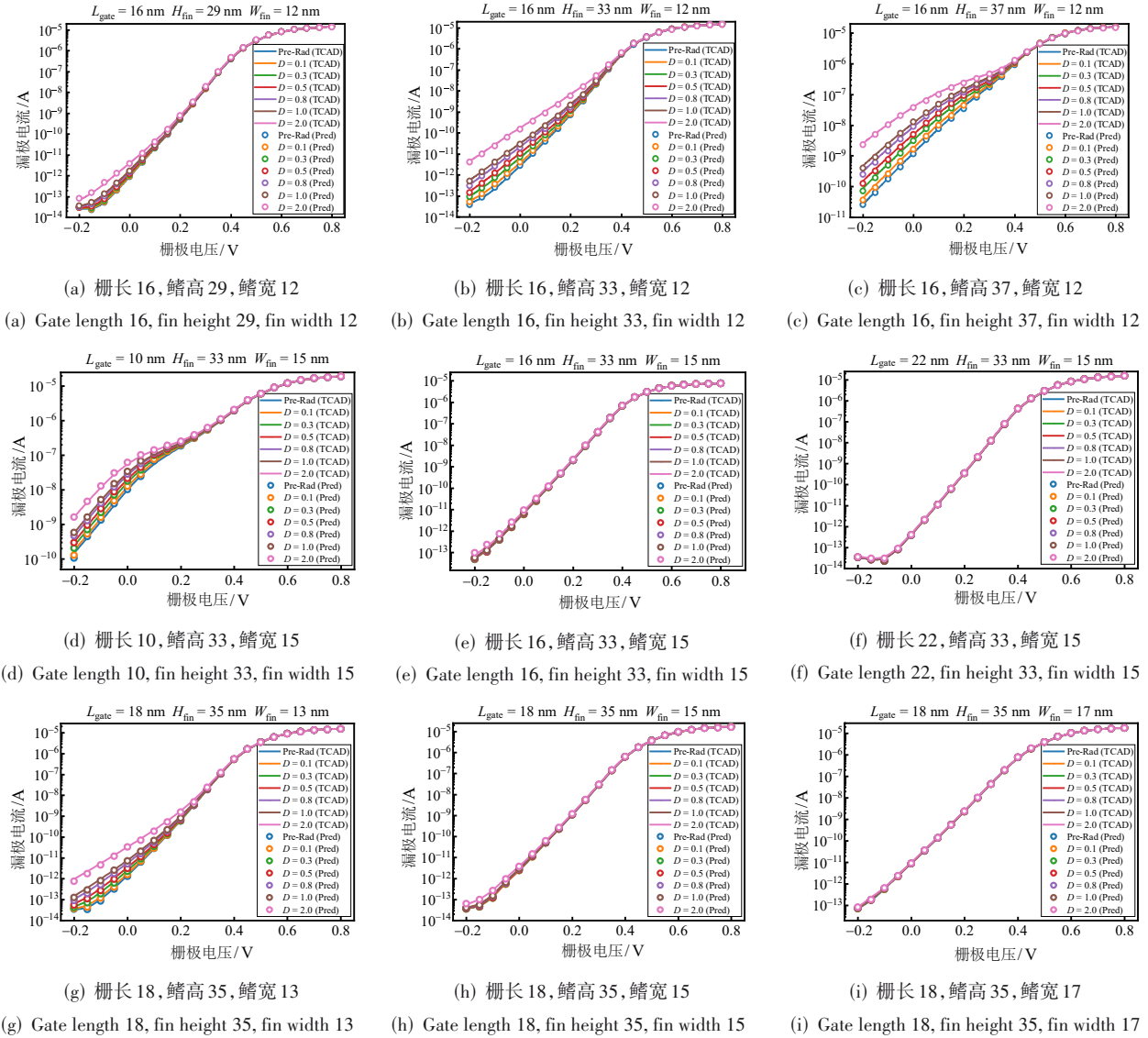


图9 TCAD-DNN模型预测与TCAD仿真结果对比

Figure 9 Comparison between TCAD-DNN model predictions and TCAD simulation results

表3 器件结构与工艺参数TCAD仿真数据与模型预测之间MRE 单位:%
Table 3 MRE between device structure and process parameters, TCAD simulation data and model prediction unit:%

Fig.Index	D/ Mrad(SiO ₂)						
	0	0.1	0.3	0.5	0.8	1.0	2.0
(a)	3.9	3.9	3.8	3.7	3.6	3.5	3.1
(b)	3.4	3.2	2.9	2.7	2.5	2.4	1.8
(c)	2.6	2.4	2.2	2.1	1.9	1.8	1.4
(d)	2.0	2.0	1.9	1.8	1.7	1.7	1.5
(e)	3.5	3.4	3.1	3.1	3.1	3.1	3.0
(f)	4.1	4.1	4.0	3.9	3.8	3.6	3.6
(g)	3.7	3.6	3.4	3.2	3.0	2.8	2.3
(h)	3.5	3.5	3.5	3.5	3.5	3.4	3.2
(i)	3.0	3.0	2.9	2.9	2.9	2.9	2.9

表4 不同剂量下TCAD仿真时间 单位:min

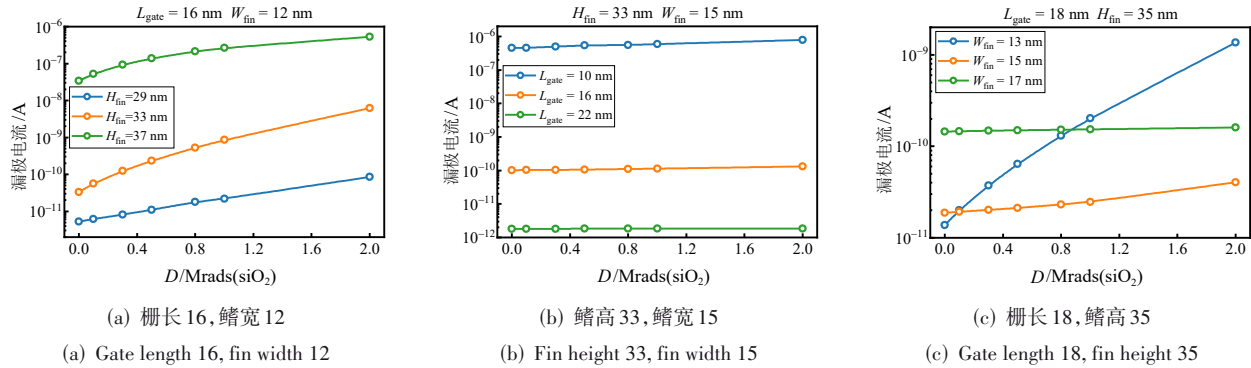
Table 4 TCAD simulation time for different doses unit:min

Fig.Index	D/Mrad(SiO ₂)						
	0	0.1	0.3	0.5	0.8	1.0	2.0
(a)	45	48	48	52	54	57	61
(b)	26	29	30	34	34	35	38
(c)	19	22	24	24	26	27	29
(d)	83	97	102	106	108	113	197
(e)	26	38	33	38	37	40	51
(f)	34	39	43	45	46	47	50
(g)	26	33	34	34	35	35	39
(h)	29	34	36	36	38	39	43
(i)	26	32	32	32	32	34	37

表 5 TCAD-DNN 模型预测单个器件所需时间

Table 5 The TCAD-DNN model predicts the time required for a single device

Fig. Index	TCAD-DNN 预测时间/ms	Fig. Index	TCAD-DNN 预测时间/ms
(a)	42	(f)	51
(b)	58	(g)	62
(c)	46	(h)	71
(d)	66	(i)	62
(e)	49		

图 10 $V_{gs} = 0 \text{ V}$, I_{ds} 在不同 H_{fin} , L_{gate} , W_{fin} 下随 D 的变化曲线Figure 10 $V_{gs} = 0 \text{ V}$, curve diagram of I_{ds} varying with D under different H_{fin} , L_{gate} , and W_{fin}

4 结论

本文基于 TCAD Sentaurus 软件对 SMIC 14 nm CMOS 工艺下的 N 型 FinFET 进行了建模,且基于由 Keysight B1500A 半导体器件分析仪测得的器件 I - V 曲线数据对 TCAD 模型进行了实测校准。对校准后的器件模型采用 TCAD 内置的 Gamma 辐射模型动态模拟其 TID 效应,得到此工艺下不同尺寸器件的电性能数据。基于上述工作,本文结合 TCAD 仿真技术和 DNN 技术构建了一个 TCAD-DNN 模型来预测 ON 偏置下的器件 TID 效应电学曲线。在评估训练后的 TCAD-DNN 模型时,测试集的平均相对误差 (MRE) 仅为 2.98%。与 TCAD 模型最长 2 小时 21 分钟的仿真时间相比,TCAD-DNN 模型训练仅需约十几分钟,并能在数十毫秒内输出准确预测结果。此外,基于对 TCAD 仿真数据的分析可知,在 SMIC 14 nm CMOS 工艺下,FinFET 器件的总剂量效应与鳍的高度 (H_{fin})、厚度 (L_{gate}) 和宽度 (W_{fin}) 密切相关。 H_{fin} 增加会增大鳍体积,提升辐射敏感度,显著增加漏电流。较长的沟道结构在 TID 条件下更稳定,漏电流变化较小。窄鳍宽能增强栅极控制,减少短沟道效应,降低漏电流。辐射导致 STI 区正电荷累积,促使靠近 STI 的沟道感应更多电子,形成寄生导电通道,增加漏电流。因此,鳍的尺寸显著影响 FinFET 的辐照后电学性能。综上所述,基于 TCAD-DNN 模型预测器件 TID 效应的几何相关性不仅具有高效性和实用性,还在保证准确率的同时

大幅降低了仿真成本,这对半导体器件的快速设计和工艺优化研究具有重要意义。

参考文献

- [1] Wu H W, Cui J W, Li Y D, et al. Comparison of total ionizing dose effects in 16-nm core and I/O n-FinFETs[J]. IEEE Transactions on Nuclear Science, 2024, 71(2): 167-175.
- [2] 殷华湘, 徐秋霞. 体硅 CMOS FinFET 结构与特性研究[J]. 电子学报, 2005, 33(8): 1484-1486.
Yin Huaxiang, Xu Qiuxia. Bulk silicon CMOS FinFET's structure and characteristics[J]. Acta Electronica Sinica, 2005, 33(8): 1484-1486. (in Chinese)
- [3] Wei X W, Cui J W, Luo D, et al. Enhanced total ionizing dose response of 16 nm n-FinFETs with a single fin[J]. IEEE Electron Device Letters, 2023, 44(12): 1931-1934.
- [4] Zhang Q Z, Zhang Y K, Luo Y N, et al. New structure transistors for advanced technology node CMOS ICs[J]. National Science Review, 2024, 11(3): nwae008.
- [5] 黄云波, 李博, 杨玲, 等. 体硅 nFinFET 总剂量效应三维 TCAD 仿真研究[J]. 微电子学与计算机, 2018, 35(8): 42-47.
Huang Yunbo, Li Bo, Yangling, et al. Three-dimensional TCAD simulation study of the total ionizing dose effect on bulk nFinFET[J]. Microelectronics & Computer, 2018, 35(8): 42-47. (in Chinese)

- [6] 崔旭, 崔江维, 郑齐文, 等. 22 nm 体硅 nFinFET 总剂量辐射效应研究[J]. 微电子学, 2022, 52(6): 1076-1080.
Cui Xu, Cui Jiangwei, Zheng Qiwen, et al. Study on total ionizing dose effect of 22 nm bulk silicon nFinFET[J]. Microelectronics, 2022, 52(6): 1076-1080. (in Chinese)
- [7] Fleetwood D M, Winokur P S, Dodd P E. An overview of radiation effects on electronics in the space telecommunications environment[J]. Microelectronics Reliability, 2000, 40(1): 17-26.
- [8] 彭超, 雷志锋, 张战刚, 等. 基于 TCAD 的绝缘体上硅器件总剂量效应仿真技术研究[J]. 电子学报, 2019, 47(8): 1755-1761.
Peng Chao, Lei Zhifeng, Zhang Zhangang, et al. Research on total ionizing dose effect simulation technology of silicon-on-insulator device based on TCAD[J]. Acta Electronica Sinica, 2019, 47(8): 1755-1761. (in Chinese)
- [9] 陶伟, 魏轶聃, 刘国柱, 等. FinFET 工艺器件总剂量和单粒子效应研究进展[J]. 中国电子科学研究院学报, 2022, 17(3): 270-281.
Tao Wei, Wei Yidan, Liu Guozhu, et al. Research progress of total ionizing dose and single event effect of devices based on FinFET process[J]. Journal of China Academy of Electronics and Information Technology, 2022, 17(3): 270-281. (in Chinese)
- [10] 张峰源, 李博, 刘凡宇, 等. FinFET 器件总剂量效应研究进展[J]. 微电子学, 2020, 50(6): 875-884.
Zhang Fengyuan, Li Bo, Liu Fanyu, et al. A review of total ionizing dose effects in FinFETs[J]. Microelectronics, 2020, 50(6): 875-884. (in Chinese)
- [11] Brewer R M, Zhang E X, Gorchichko M, et al. Total ionizing dose responses of 22-nm FDSOI and 14-nm bulk FinFET charge-trap transistors[J]. IEEE Transactions on Nuclear Science, 2021, 68(5): 677-686.
- [12] 王保顺, 崔江维, 郑齐文, 等. 22 nm 体硅 FinFET 热载流子及总剂量效应研究[J]. 固体电子学研究与进展, 2020, 40(5): 384-388.
Wang Baoshun, Cui Jiangwei, Zheng Qiwen, et al. Investigations on hot carrier injection and total ionizing dose effect of 22 nm bulk FinFET[J]. Research & Progress of SSE, 2020, 40(5): 384-388. (in Chinese)
- [13] Wang S H, Pei Y P, Huang R, et al. A model for radiation-induced off-state leakage current in N-channel metal-oxide-semiconductor transistors with shallow trench isolation[J]. Journal of Applied Physics, 2010, 107(2): 024515.
- [14] Liu Z L, Hu Z Y, Zhang Z X, et al. Total ionizing dose enhanced DIBL effect for deep submicron NMOSFET[J]. IEEE Transactions on Nuclear Science, 2011, 58(3): 1324-1331.
- [15] Oldham T R, McLean F B. Total ionizing dose effects in MOS oxides and devices[J]. IEEE Transactions on Nuclear Science, 2003, 50(3): 483-499.
- [16] Aditya K, Singh R, Kumar M, et al. Impact of gamma-ray radiation on DC and RF performance of 10-nm bulk N-channel FinFETs[J]. IEEE Transactions on Device and Materials Reliability, 2020, 20(4): 760-766.
- [17] Duzellier S. Radiation effects on electronic devices in space[J]. Aerospace Science and Technology, 2005, 9(1): 93-99.
- [18] Huang Y, Li B H, Cristoloveanu S, et al. TCAD simulation of total ionizing dose response on DSOI nMOSFET[C]//2019 Joint International EUROSIOI Workshop and International Conference on Ultimate Integration on Silicon. Piscataway: IEEE, 2019: 1-5.
- [19] Chatterjee I, Zhang E X, Bhuvu B L, et al. Bias dependence of total-dose effects in bulk FinFETs[J]. IEEE Transactions on Nuclear Science, 2013, 60(6): 4476-4482.
- [20] Liu X N, Dai L H, Ning B X, et al. Total-ionizing-dose-induced body current lowering in the 130 nm PDSOI I/O NMOSFETs[J]. Chinese Physics Letters, 2017, 34(1): 016103.
- [21] Seraphim B I, Palit S, Srivastava K, et al. A survey on machine learning techniques in network intrusion detection system[C]//2018 4th International Conference on Computing Communication and Automation. Piscataway: IEEE, 2018: 1-5.
- [22] 雷文太, 隋浩, 姜和俊, 等. DABP: 一种基于深度学习的探地雷达自聚焦后向投影成像方法[J]. 电子学报, 2024, 52(12): 4023-4036.
Lei Wentai, Sui Hao, Jiang Hejun, et al. DABP: A deep learning based auto focusing back projection imaging method for ground penetrating radar[J]. Acta Electronica Sinica, 2024, 52(12): 4023-4036. (in Chinese)
- [23] 王伟, 张静宜, 温玉辉, 等. 基于神经网络的图像风格迁移算法综述[J]. 电子学报, 2025, 53(5): 1692-1712.
Wang Wei, Zhang Jingyi, Wen Yuhui, et al. Neural network based image style transfer: A survey[J]. Acta Electronica Sinica, 2025, 53(5): 1692-1712. (in Chinese)
- [24] Memon Q U, Munir U, Ahmed U F, et al. An efficient technique to predict DC characteristics of nano-FinFETs using a deep neural network[J]. Journal of Computational Electronics, 2022, 22: 230-241.
- [25] Kao M Y, Kam H, Hu C M. Deep-learning-assisted physics-driven MOSFET current-voltage modeling[J]. IEEE Electron Device Letters, 2022, 43(6): 974-977.
- [26] Mittal S, Gupta H, Srivastava S. A survey on hardware security of DNN models and accelerators[J]. Journal of Sys-

tems Architecture, 2021, 117: 102163.

- [27] El Mamouni F, Zhang E X, Schrimpf R D, et al. Fin-width dependence of ionizing radiation-induced subthreshold-swing degradation in 100-nm-gate-length FinFETs[J]. IEEE Transactions on Nuclear Science, 2009, 56(6): 3250-3255.
- [28] Gaynor B D, Hassoun S. Fin shape impact on FinFET leakage with application to multithreshold and ultralow-leakage FinFET design[J]. IEEE Transactions on Electron Devices, 2014, 61(8): 2738-2744.
- [29] Chatterjee I, Zhang E X, Bhuva B L, et al. Geometry dependence of total-dose effects in bulk FinFETs[J]. IEEE Transactions on Nuclear Science, 2014, 61(6): 2951-2958.
- [30] Chatterjee I, Zhang E X, Bhuva B L, et al. Length and fin number dependence of ionizing radiation-induced degradation in bulk FinFETs[C]//2013 IEEE International Reliability Physics Symposium. Piscataway: IEEE, 2013: SE.8.1-SE.8.6.
- [31] Somra N, Mishra K, Singh R. Optimizing current characteristics of 32 nm FinFET by controlling fin width[J]. Communications on Applied Electronics, 2015, 2(7): 1-5.
- [32] Sentaurus device user guide[M]. Beijing: Synopsys, 2018.
- [33] Yadav D S, Rahi S B, Tirkey S. Introduction to the synopsys sentaurus TCAD suite and device simulation[M]//Advanced Field-Effect Transistors: Theory and Applications. Hoboken: Wiley-IEEE Press, 2023: 232-250.
- [34] 陈治西, 刘强, 任清华, 等. 基于FDSOI的TFET和MOSFET总剂量效应仿真[J]. 半导体技术, 2019, 44(6): 464-470.
Chen Zhixi, Liu Qiang, Ren Qinghua, et al. Simulation of total ionizing dose effect in tunneling-FET and MOS-FET based on FDSOI[J]. Semiconductor Technology, 2019, 44(6): 464-470. (in Chinese)
- [35] Paillet P, Herve D, Leray J L, et al. Evidence of negative charge trapping in high temperature annealed thermal oxide[J]. IEEE Transactions on Nuclear Science, 1994, 41(3): 473-478.
- [36] 刘文平. 硅半导体器件辐射效应及加固技术[M]. 北京: 科学出版社, 2013.
Liu Wenping. Radiation effect and reinforcement technology of silicon semiconductor devices[M]. Beijing: Science Press, 2013. (in Chinese)
- [37] Krantz R J, Aukerman L W, Zietlow T C. Applied field and total dose dependence of trapped charge buildup in MOS devices[J]. IEEE Transactions on Nuclear Science, 1987, 34(6): 1196-1201.
- [38] 雷涛. 基于UTBB-FDSOI器件的单粒子和总剂量效应及耦合机理研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2021.
Lei Tao. Research on single event and total dose effects and coupling effects based on UTBB-FDSOI devices[D]. Xi'an: Xidian University, 2021. (in Chinese)
- [39] Milanowski R J, Pagey M P, Massengill L W, et al. TCAD-assisted analysis of back-channel leakage in irradiated mesa SOI nMOSFETs[J]. IEEE Transactions on Nuclear Science, 1998, 45(6): 2593-2599.
- [40] Borghello G, Faccio F, Lerario E, et al. Dose-rate sensitivity of 65-nm MOSFETs exposed to ultrahigh doses[J]. IEEE Transactions on Nuclear Science, 2018, 65(8): 1482-1487.

作者简介



周 颖 女, 1999年5月出生于湖南省娄底市。2025年研究生毕业于湖南师范大学物理与电子科学学院。主要研究方向为微电子器件。
E-mail: 2451833348@qq.com



刘小年 男, 1990年12月出生于湖南省岳阳市。现为湖南师范大学物理与电子科学学院副教授、硕士生导师。主要研究方向为微电子器件与集成电路的辐射效应。中国电子学会会员编号: E190157336M。
E-mail: xiaonian@hunnu.edu.cn



刘焱森 男, 2001年1月出生于湖南省益阳市。2025年研究生毕业于湖南师范大学物理与电子科学学院。主要研究方向为微电子器件。
E-mail: yansen@hunnu.edu.cn



曹 鹏 男, 1999年11月出生于湖南省郴州市。现为湖南师范大学物理与电子科学学院硕士研究生。主要研究方向为微电子器件。
E-mail: 202370112326@hunnu.edu.cn