

后摩尔时代电子科学与技术实验升级研究

喻研 李康华 张光祖* 姜胜林

华中科技大学, 集成电路学院

DOI:10.32629/mef.v9i8.21675

[摘要] 后摩尔时代的电子科学与技术实验教学,面临传统经验公式主导模式难以描绘复杂物理本质的困境。本文提出利用物理信息神经网络(Physics-Informed Neural Networks, PINN)实现实验教学从经验公式拟合向物理智能驱动的实践教学升级。PINN通过将偏微分方程所描述的物理规律直接嵌入神经网络损失函数,使模型在数据驱动的同时受物理定律约束,能够高效求解包含量子尺寸修正、弛豫时间修正、杂质分布修正等复杂因素的实验方程。本文系统阐述了PINN赋能实验教学的学理基础、实施框架与典型路径,并从“高阶性、创新性、挑战度”三个维度论证了升级成效。PINN为后摩尔时代电子科学与技术实验教学提供了一条兼顾物理深度与智能广度、贯通理论探究与工程实践的有效路径。

[关键词] 后摩尔时代; 电子科学与技术; 实验教学升级; 物理信息神经网络

中图分类号: G4 文献标识码: A

Experimental Upgrade Research in Post-Moore's Law Electronic Science and Technology

Yan Yu Kanghua Li Guangzu Zhang* Shenglin Jiang

College of Integrated Circuit, Huazhong University of Science and Technology

[Abstract] As we move beyond Moore's law, experimental instruction in electronic science and technology finds itself caught the long-standing reliance on empirical formula-based methods no longer captures the subtle physical behaviors that now matter most. This paper offers a practical pedagogical shift: moving from curve-fitting by rote to a physics-aware, data-guided paradigm, anchored in Physics-Informed Neural Networks (PINN). Rather than treating data and theory as separate tracks, PINN folds the governing partial differential equations directly into the loss function of the network. The result is a model that learns from measurements while staying physically grounded, and crucially one that can handle realistic experimental equations where multiple correction terms interact non-linearly. We walk through the theoretical rationale, lay out an implementation framework, and sketch several typical routes for bringing PINN into the lab classroom. To gauge the real impact, we assess the transformation along three dimensions: depth of understanding, adaptability to novel problems, and the intellectual friction that sparks genuine learning. Our experience suggests that PINN offers not just a technical workaround, but a coherent way to reconnect physical intuition with computational exploration, bridging the gap between abstract theory and hands-on engineering in the post-Moore era.

[Key words] Post-Moore Era; Electronic Science and Technology; Experimental Teaching Upgrade; Physics-Informed Neural Networks

1 引言

摩尔定律的放缓标志着半导体产业正式进入后摩尔时代。随着器件尺寸逼近物理极限,量子效应、热效应、缺陷效应等多物理场耦合问题日益凸显,电子科学与技术专业的人才培养面临前所未有的挑战。与此同时,实验教学作为连接理论认知与工程实践的枢纽环节,其改革需求尤为迫切。

当前电子科学与技术专业的实验教学中,一个深层问题日渐突出:实验教学长期以经验公式为主导,学生通过拟合实验数据获得专属实验方程,但这一过程对物理本质不易把握,且难以灵活调整。当实验从静态过程走向动态过程,从理想条件走向真实情境,实验方程因引入量子尺寸修正、弛豫时间修正、杂质分布修正等诸多因素而变得极其复杂,传统解析方法难以求解—

—这成为实验学习最大的障碍。

近年来,物理信息神经网络(PINN)的兴起为这一困境提供了突破性思路^[1-3]。PINN是一类将微分方程所描述的物理规律融入损失函数构建过程的神经网络模型,以此引导模型学习,使求解结果更贴合基础物理定律的约束。PINN兼具数据驱动的高效性与物理模型的可靠性,在先验知识条件下仅利用少量训练数据即可训练出满足物理约束规则的模型。在半导体领域,PINN已被成功应用于掺杂扩散动力学求解、GaN HEMT器件建模、pn结仿真等前沿课题,展现出将复杂物理方程转化为可计算模型的强大能力。

本文旨在系统阐述如何借助PINN实现传统电子科学与技术实验的“高阶性+创新性+挑战度”升级,构建一条从经验公式到物理智能的实验教学改革路径。

2 物理信息神经网络(PINN)的原理与教育价值

物理信息神经网络的核心创新在于损失函数的设计。传统神经网络通过最小化预测值与标签值之间的差异(数据损失)来训练网络;而PINN在此基础上增加了物理损失项——将偏微分方程在配置点上的残差作为损失函数的一部分。因此,物理定律不再是外在于计算过程的背景知识,而是内化于计算过程的约束条件。学生在构建PINN模型的过程中,必须深入理解偏微分方程中每一项的物理含义,才能正确地将其编码为损失函数——这本身就是一种深刻的物理学习。

PINN赋能实验教学的学理逻辑可概括为三个层面。(1)在认知层面,PINN迫使学生在建模而非套用的立场上面对物理问题。要构建一个PINN,学生必须清晰地界定:控制方程是什么?边界条件和初始条件是什么?哪些是已知的物理参数、哪些是需要从数据中学习的?这一过程本质上是对物理问题的一次完整建模训练。(2)在方法层面,PINN将实验数据与物理定律置于统一的计算框架之中。学生不再需要在做实验得数据和学理论推公式之间做两难选择,而是可以在一个统一的框架中同时处理两者——数据提供“事实约束”,物理提供理性约束,两者共同塑造对物理问题的理解。(3)在能力层面,PINN训练学生计算思维与物理直觉的协同发展。编写PINN代码需要编程能力,设计损失函数需要物理洞察,分析结果需要批判性思维——这些都是新工科人才培养所追求的综合素养。

3 实验教学体系的PINN升级框架

传统电子科学与技术实验的课程目标以验证理论为主——学生通过实验验证某个已知的物理规律或经验公式。PINN升级后的课程目标应转向探究建构——学生通过实验数据与物理定律的共同约束,建构出能够描述真实实验情境的专属实验方程。具体而言,新的课程目标包括三个层次:基础层——掌握PINN的基本原理与操作方法,能够用PINN求解典型的偏微分方程;进阶层——能够针对具体的电子科学与技术实验问题,设计合理的PINN架构与损失函数;高阶层——能够批判性地评估PINN求解结果的物理合理性,并能够通过调整物理约束来优化模型。

PINN升级不是对传统实验内容的抛弃,而是智能升级。以三个典型实验为例:(1)PN结IV特性测量与建模。传统实验中测量PN结的电流-电压曲线,然后拟合出理想因子等参数。PINN升级后,学生需要基于漂移-扩散方程构建PINN模型,将实测IV数据作为数据损失、将漂移-扩散方程作为物理损失,通过训练获得不仅拟合数据而且满足物理定律的IV特性模型。学生可以进一步探索:当引入量子尺寸修正后,模型预测会发生什么变化?(2)MOSFET电容-电压(C-V)特性分析。传统实验中,学生测量MOS电容的C-V曲线,提取平带电压、氧化层厚度等参数。PINN升级后,学生需要基于泊松方程和载流子统计构建一维半导体电学模型,用PINN求解不同偏压下的能带和电荷分布,进而计算出C-V特性。通过比较PINN预测与实测数据,学生可以反推出界面态密度、固定电荷密度等关键参数。(3)半导体热退火中的掺杂扩散模拟。传统实验中,学生通过二次离子质谱(SIMS)测量退火前后的掺杂分布,然后用经验扩散模型拟合扩散系数。PINN升级后,学生可以基于耦合的扩散方程构建PINN模型,不仅预测掺杂分布的时间演化,还能从实验数据中学习扩散系数等未知参数。这是一个典型的反问题求解训练,能够极大地激发学生的探究兴趣。

PINN升级要求教学方法的根本转变。传统的实验教学以操作为中心——学生按照实验指导书的步骤操作仪器、记录数据、处理数据。PINN升级后的实验教学应以建模为中心——学生围绕一个物理问题,经历“物理建模→数学建模→计算建模→实验验证”的完整探究循环。在具体实施中,可以采用四步法教学模式:第一步,物理分析——明确实验所涉及的物理机制,写出控制方程、边界条件和初始条件;第二步,PINN建模——设计神经网络架构,将物理方程编码为损失函数;第三步,计算求解——训练PINN模型,获得物理场的数值解;第四步,实验验证——将PINN预测与实验测量进行对比,分析偏差原因,迭代优化模型。这一模式将实验从操作仪器提升为探究物理,使学生在动手的同时动脑,在测量的同时思考。

传统实验教学的评价以实验报告的结果正确性为核心——数据是否准确、结论是否与理论一致。PINN升级后的评价体系应更加关注过程质量:物理建模的合理性:学生是否正确地识别了主导物理机制?控制方程是否完整?PINN实现的规范性:损失函数的设计是否合理?训练策略是否得当?结果分析的深度:学生是否能够解释PINN预测与实验数据之间的偏差?是否能够提出改进方案?探究的开放性:学生是否能够在基本实验要求之外提出自己的探究问题并尝试解决?这种评价体系鼓励学生从完成实验到探究物理,从获得答案到提出问题。

4 PINN升级的“两性一度”实现路径

“高阶性”要求课程内容能够培养学生的高级思维能力和综合应用能力。PINN升级后,实验教学的高阶性体现在三个层面。(1)知识层面的高阶性:学生需要综合运用偏微分方程、数值计算、机器学习、半导体物理等多学科知识。这不是知识的简单叠加,而是知识的有机融合——学生必须在具体问题中理

解不同学科知识之间的内在联系。(2)思维层面的高阶性:学生需要从演绎思维(从理论公式推出实验结论)走向归纳-演绎融合思维(从实验数据中归纳规律,同时用物理定律进行约束和验证)。PINN的训练过程本身就是一个数据驱动与理论驱动的辩证统一过程。(3)能力层面的高阶性:学生需要具备计算建模能力——将物理问题转化为可计算的问题,并能够用编程手段实现求解。这是新工科人才的核心能力之一。

“创新性”要求课程内容反映前沿学术成果、激发学生的创新思维。PINN升级后的实验教学的创新性体现在:(1)内容的前沿性:PINN本身是人工智能与计算物理交叉领域的前沿方向。将PINN引入实验教学,意味着学生直接接触的是当前科研一线的工具与方法。在半导体领域,PINN的应用正处于快速发展的阶段——学生所做的实验不是对几十年前经典实验的重复,而是对当前学术前沿的参与。(2)方法的创新性:传统实验教学的方法论是先有理论、再做实验、验证理论。PINN升级后的方法论是实验数据+物理定律→共同建构模型——这是一种更具创造性的知识生产方式。学生不再是被动的验证者,而是主动的建构者。(3)问题的开放性:PINN模型中有大量可以调整和探索的空间——网络架构的选择、损失函数的设计、训练策略的优化。不同学生的不同选择会产生不同的结果,这种开放性为学生的创新思维提供了广阔的平台。

“挑战度”要求课程具有一定难度,能够激发学生的学习潜能。PINN升级后的实验教学的挑战度体现在:(1)知识门槛的挑战:PINN涉及偏微分方程、神经网络、自动微分等多个知识领域,学生需要跨越较大的知识跨度才能理解和应用。这本身就是一种有意义的挑战。(2)问题复杂度的挑战:真实的电子科学与技术实验问题往往涉及多物理场耦合、多尺度效应。用PINN处理这些问题,需要学生具备较强的抽象思维和系统思维能力。(3)工程实现的挑战:从理论到代码、从模型到结果,中间有大量的工程细节需要处理——数据预处理、超参数调优、收敛性判断等。这些“琐碎”但必要的工作恰恰是工程能力训练的重要组成部分。(4)认知负荷的挑战:PINN要求学生同时在物理空间(理解物理机制)和计算空间(操作神经网络)之间切换思维。这种交

叉思维是一种高级认知能力,其培养过程本身就具有很高的挑战度。

5 结语

后摩尔时代的电子科学与技术正处于变革期——器件尺度逼近物理极限、多物理场耦合成为常态、新材料新结构不断涌现。在实验教学中引入物理信息神经网络(PINN),提供了一条从经验公式拟合到物理智能驱动的升级路径。这条路径的重要意义在于它能够帮助学生利用人工智能来强化物理思考——PINN将物理定律内化为计算过程的算子与约束,使学生在建模的过程中深化对物理本质的理解、在求解的过程中锻炼计算思维能力、在验证的过程中培养批判性反思习惯。这充分体现了“高阶性、创新性、挑战度”所追求的高校实验教学目标。展望未来,随着PINN技术的不断成熟和教学实践的持续深入,物理信息神经网络将帮助学生在建构方程的过程中理解物理、在训练网络的过程中磨炼意志、在探究未知的过程中成就创新。

[基金课题]

2024年湖北省新工科实践教学建设项目(XGK03009);华中科技大学“两性一度”实验技术研究重点项目(2025-1.1-11);华中科技大学本科教学研究项目(20250XX)。

[参考文献]

- [1]谭会生,李焕斌.基于物理引导神经网络的PMSM速度控制算法及其FPGA实现[J].半导体技术,2026(51):352-364.
- [2]范小琦,毛晓鑫,王安帮.复杂信号驱动半导体激光器混沌振荡的神经网络学习[J].光学学报,2025(45):175-182.
- [3]郭勇吉.基于物理信息神经网络的SiC MOSFET Cauer热网络参数辨识方法[J].半导体技术,2025(50):1229-1236.

作者简介:

喻研(1984—),男,汉族,湖北武汉人,博士,副教授、研究方向:半导体技术与人工智能芯片。

*通讯作者:

张光祖(1984—),男,汉族,湖北武汉人,博士后,华中科技大学集成电路学院,教授。主要研究方向:电子科学与技术。