专利申请文档

# 摘要

\*\*摘要\*\*  
  
本发明涉及一种基于深度学习的ASM-HEMT I-V参数提取方法，旨在解决传统GaN HEMT参数提取过程繁琐、耗时的问题。现有方法通常依赖于半自动工具或手动调节，耗时数天或数周，而本发明提供了一种快速且准确的参数提取技术。该技术通过120,000个训练数据集（包含约3.74亿个I-V数据点），基于蒙特卡洛仿真生成，训练出的深度学习模型能够有效提取114个GaN HEMT的关键电气参数。具体而言，发明包括以下关键技术特征：使用深度学习模型直接生成ASM-HEMT参数，无需迭代调整，显著缩短了提取时间，且在多个不同尺寸的GaN HEMT设备上验证了该方法的有效性。实验结果表明，关键参数如压制电压、线性条件电流和最大电流的均方根误差分别为2.2%、17.6%和2.4%。本发明的有益效果在于其能够快速生成多个设备的模型参数，大幅提升了GaN HEMT的参数提取效率，具有广泛的应用前景。

# 权利要求

\*\*权利要求书\*\*  
  
1. 一种基于深度学习的ASM-HEMT I-V参数提取方法，其特征在于，所述方法通过以下步骤实现：   
 a. 利用蒙特卡洛仿真生成120,000个训练数据集，包含约3.74亿个I-V数据点；   
 b. 训练深度学习模型以提取114个GaN HEMT的关键电气参数；   
 c. 通过所述训练模型直接生成ASM-HEMT参数，无需迭代调整。   
  
2. 根据权利要求1所述的方法，其特征在于，所述深度学习模型的输入为一个包含I-V数据和跨导Gm的二维数组，其尺寸为41×76×2。   
  
3. 根据权利要求1所述的方法，其特征在于，所述关键电气参数包括压制电压、线性条件电流和最大电流。   
  
4. 根据权利要求3所述的方法，其特征在于，所述压制电压、线性条件电流和最大电流的均方根误差分别为不超过2.2%、17.6%和2.4%。   
  
5. 根据权利要求1所述的方法，其特征在于，所述提取方法适用于不同尺寸的GaN HEMT设备，并在多个设备上验证了其有效性。   
  
6. 根据权利要求1所述的方法，其特征在于，所述深度学习模型的训练过程采用Adam优化算法，初始学习率为1e−4，并通过监控验证误差来防止过拟合。   
  
7. 根据权利要求1所述的方法，其特征在于，所述方法能够在约66毫秒内为每个GaN HEMT设备生成ASM-HEMT参数。   
  
8. 根据权利要求1所述的方法，其特征在于，所述深度学习模型可以应用于来自不同制造过程的设备，前提是所述设备的几何参数不发生显著变化，并且测量的偏置条件相同。   
  
9. 一种用于提取ASM-HEMT I-V参数的深度学习模型，其特征在于，所述模型经过训练能够基于I-V数据和跨导Gm快速准确地生成多个GaN HEMT设备的ASM-HEMT参数。   
  
\*\*说明书\*\*  
  
上述权利要求书中，独立权利要求1涵盖了本发明的核心技术特征，而从属权利要求2至8则进一步限定了该方法的具体实施细节和技术参数，确保了保护范围的适当性及明确性。

# 说明书

\*\*说明书\*\*  
  
\*\*技术领域\*\*  
  
本发明涉及半导体器件参数提取技术，特别是应用于氮化镓高电子迁移率晶体管（GaN HEMT）的ASM-HEMT I-V参数提取方法。该方法基于深度学习技术，旨在提升GaN HEMT器件模型参数提取的效率和准确性。  
  
\*\*背景技术\*\*  
  
氮化镓基高电子迁移率晶体管（GaN HEMT）因其优越的电气性能而被广泛应用于各种功率放大器（PA）设计中。准确的器件紧凑模型对于成功的功率放大器设计至关重要，而参数提取过程通常需要数天或数周的时间，且依赖于半自动工具或手动调节。这种传统方法不仅耗时，也需要深厚的领域知识。近年来，深度学习（DL）技术被引入到半导体器件建模中，显示出在紧凑建模方面的潜力，但现有方法面临着多次迭代调整的复杂性，导致参数提取效率低下。  
  
\*\*发明内容\*\*  
  
本发明提供了一种基于深度学习的ASM-HEMT I-V参数提取方法，该方法通过以下步骤实现：  
  
1. 利用蒙特卡洛仿真生成120,000个训练数据集，包含约3.74亿个I-V数据点；  
2. 训练深度学习模型以提取114个GaN HEMT的关键电气参数；  
3. 通过训练模型直接生成ASM-HEMT参数，无需迭代调整，显著缩短了参数提取时间。  
  
该方法在多个不同尺寸的GaN HEMT设备上进行了验证，实验数据显示，关键参数如压制电压、线性条件电流和最大电流的均方根误差分别为不超过2.2%、17.6%和2.4%，显示出良好的准确性。  
  
\*\*附图说明\*\*  
  
如附图1所示，深度学习模型的训练与参数提取流程。附图2展示了通过蒙特卡洛仿真生成的I-V数据与测量数据的比较。附图3展示了深度学习模型的架构。  
  
\*\*具体实施方式\*\*  
  
本发明的具体实施方式如下：  
  
1. \*\*训练数据集生成\*\*：采用蒙特卡洛方法进行仿真生成，覆盖关键ASM-HEMT I-V模型参数的均匀分布，确保训练数据集能够充分涵盖制造过程中可能出现的变异。  
  
2. \*\*深度学习模型架构\*\*：所构建的深度学习模型输入为一个37×76×2的二维数组，包含I-V数据和跨导Gm。输入层将该二维数组转换为一维数组，后续隐藏层则使用‘relu’激活函数。输出层包含10个神经元，对应于ASM-HEMT的关键参数。  
  
3. \*\*训练过程\*\*：使用Keras和TensorFlow作为后端，采用Adam优化算法，初始学习率设定为1e−4。在训练过程中，通过监控验证误差以防止过拟合，并在检测到验证误差没有显著下降时停止训练。  
  
4. \*\*参数提取效果验证\*\*：对114个GaN HEMT设备进行测试，使用训练好的模型进行参数提取。提取的ASM-HEMT参数可在约66毫秒内为每个设备生成，并与实际测量数据进行比较，评估模型的准确性。  
  
5. \*\*适用性扩展\*\*：该深度学习模型也适用于来自不同制造过程的器件，只要这些器件的几何参数未显著变化且测量的偏置条件相同。  
  
通过上述实施方式，基于深度学习的ASM-HEMT I-V参数提取方法能够显著提高GaN HEMT设备模型参数提取的效率，极大地缩短了传统参数提取过程所需的时间，并保持较高的提取准确性，具有良好的应用前景。