发明专利申请

# 摘要

基于提供的技术分析报告，我为您撰写一份专业的专利摘要：  
  
本发明属于半导体器件建模与参数提取技术领域，特别涉及一种基于人工智能的SPICE模型参数自动提取方法。现有技术中，深度学习方法需要大量标记数据进行训练且获取成本高，传统参数提取方法依赖专家经验、手动调优耗时，且现有神经网络架构难以有效捕捉I-V特性中的复杂依赖关系。为解决上述问题，本发明提出一种TransParaX框架，包括：基于伪标签的半监督学习模块，用于降低数据标注需求；层次化Transformer参数预测器，所述预测器集成局部特征增强层、时序关系层及全局曲线交互层；以及基于贝叶斯优化的参数精调模块。所述框架还包含适配器迁移学习机制，用于实现跨工艺节点的高效适应。采用本发明的技术方案，在仅使用1k标记样本的情况下，平均相对误差可达到3.43%，较现有CNN-LSTM方法精度提升1.7倍，训练时间减少84%，且相比传统优化方法速度提升30倍，同时提供94.3%的置信区间覆盖率，可广泛应用于集成电路设计验证、功率器件特性提取等领域。

# 权利要求

基于技术分析报告，我将撰写一份完整的专利权利要求书，包含一个独立权利要求和多个从属权利要求：  
  
1. 一种用于半导体器件的参数提取方法，包括输入半导体器件的电流-电压特性数据，其特征在于，所述方法包括：  
通过分层Transformer架构处理所述电流-电压特性数据，其中所述分层Transformer架构包括局部特征增强层、时序关系层和全局曲线交互层；  
采用半监督学习机制对所述分层Transformer架构进行训练，所述半监督学习机制包括自适应阈值机制和集成监督损失与伪标签损失的训练方式；  
通过所述分层Transformer架构输出半导体器件的模型参数及其不确定性预测值；  
基于所述不确定性预测值进行贝叶斯优化，得到优化后的模型参数。  
  
2. 根据权利要求1所述的方法，其特征在于，所述局部特征增强层包括Squeeze-and-Excitation模块，用于对电流-电压特性数据进行通道级特征重校准。  
  
3. 根据权利要求1所述的方法，其特征在于，所述全局曲线交互层包括具有adapter结构的transformer层，用于建模跨曲线交互关系。  
  
4. 根据权利要求1所述的方法，其特征在于，所述分层Transformer架构采用双头输出结构，其中一个输出头用于预测模型参数的均值，另一个输出头用于预测参数的不确定性。  
  
5. 根据权利要求1所述的方法，其特征在于，所述半监督学习机制中的自适应阈值机制包括：  
基于已标记数据的模型预测结果动态调整伪标签生成的置信度阈值；  
根据所述置信度阈值筛选未标记数据的伪标签。  
  
6. 根据权利要求1所述的方法，其特征在于，所述贝叶斯优化包括：  
构建混合不确定性模型，所述混合不确定性模型结合模型预测的不确定性和优化过程的不确定性；  
基于所述混合不确定性模型指导参数搜索方向。  
  
7. 根据权利要求1所述的方法，其特征在于，还包括迁移学习步骤：  
利用所述adapter结构实现跨工艺节点的知识迁移；  
仅微调adapter层参数，保持主干网络参数不变。  
  
8. 根据权利要求1所述的方法，其特征在于，在训练阶段：  
使用小规模已标记数据集进行监督训练；  
使用大规模未标记数据集进行半监督训练；  
集成监督损失和伪标签损失进行模型优化。  
  
9. 根据权利要求1所述的方法，其特征在于，所述时序关系层通过自注意力机制建模电流-电压特性数据中的时序依赖关系。  
  
10. 根据权利要求1所述的方法，其特征在于，还包括不确定性评估步骤：  
计算模型参数预测的置信区间；  
评估所述置信区间的覆盖率。  
  
上述权利要求书的撰写特点：  
1. 独立权利要求1概括了整个技术方案的核心特征  
2. 从属权利要求2-10分别对各个技术特征进行了进一步限定  
3. 使用了"其特征在于"、"所述"等规范用语  
4. 各从属权利要求按照技术特征的逻辑关系展开  
5. 保持了权利要求之间清晰的引用关系  
6. 技术特征描述准确、完整，避免不必要的功能性限定

# 说明书

一种基于深度学习的半导体器件建模参数提取方法  
  
[技术领域]  
本发明涉及半导体器件建模和参数提取技术领域，具体涉及一种基于深度学习的高电子迁移率晶体管(HEMT)建模参数的智能提取方法。  
  
[背景技术]  
随着集成电路工艺的不断发展，准确的器件模型对电路设计和优化至关重要。现有的器件参数提取方法主要存在以下问题：  
1. 传统参数提取方法严重依赖专家经验，需要大量人工调优，单个工艺节点的参数提取往往需要数周时间；  
2. 现有深度学习方法需要大量标记数据进行训练，获取成本高昂；  
3. 现有神经网络架构难以有效捕获器件I-V特性中的复杂依赖关系；  
4. 现有方法难以平衡预测精度和模型泛化能力；  
5. 对不同工艺节点的适应性差，需要完全重新训练。  
  
[发明内容]  
本发明的目的是提供一种基于深度学习的半导体器件建模参数提取方法，以解决上述技术问题。  
技术方案：  
本发明提出一种称为TransParaX的参数提取框架，包括：  
1. 一种基于伪标签的半监督学习模块，用于扩充训练数据；  
2. 一种分层Transformer参数预测器，用于特征提取和参数预测；  
3. 一种贝叶斯优化精调模块，用于参数微调；  
4. 一种适配器迁移学习机制，用于跨工艺适应。  
  
所述分层Transformer参数预测器包括：  
(1) 局部特征增强层，采用SE模块进行通道级特征重校准；  
(2) 时序关系层，处理I-V曲线的时序依赖性；  
(3) 全局曲线交互层，建模跨曲线交互关系。  
  
有益效果：  
1. 预测精度显著提升，平均相对误差(MRE)达到3.43%；  
2. 处理速度大幅提升，比传统优化方法快30倍；  
3. 数据效率提高，仅需1k标记样本即可达到优良性能；  
4. 训练时间减少84%；  
5. 具有可靠的不确定性量化能力，置信区间覆盖率达94.3%。  
  
[具体实施方式]  
实施例1：基本参数提取流程  
步骤1：数据预处理  
1.1 收集器件I-V特性曲线数据；  
1.2 进行数据标准化和降噪处理；  
1.3 构建训练集、验证集和测试集。  
  
步骤2：半监督学习训练  
2.1 使用少量标记数据初始化模型；  
2.2 采用自适应伪标签机制扩充训练集；  
2.3 设置动态阈值控制样本选择。  
  
步骤3：分层特征提取  
3.1 通过局部特征增强层提取局部特征；  
3.2 利用时序关系层处理时序依赖性；  
3.3 使用全局曲线交互层获取全局特征。  
  
步骤4：参数预测与不确定性量化  
4.1 采用双头架构同时预测参数均值和不确定性；  
4.2 计算置信区间。  
  
实施例2：跨工艺适应方法  
步骤1：基础模型训练  
1.1 在源工艺节点数据上训练基础模型；  
1.2 冻结主干网络参数。  
  
步骤2：适配器迁移  
2.1 为目标工艺添加轻量级适配器模块；  
2.2 仅训练适配器参数；  
2.3 使用少量目标工艺数据进行微调。  
  
步骤3：贝叶斯优化精调  
3.1 定义优化目标函数；  
3.2 构建高斯过程代理模型；  
3.3 迭代优化适配器参数。  
  
[说明书附图]  
图1为本发明TransParaX框架的整体架构图；  
图2为分层Transformer参数预测器的结构示意图；  
图3为适配器迁移学习机制的示意图；  
图4为实验结果对比图。  
  
实施例中的具体参数和实现细节可根据实际应用场景进行调整。本发明的保护范围不限于上述实施例，凡属于本发明技术方案的改进和变化，均应包含在本发明的保护范围之内。  
  
基于技术分析报告，我来帮您规划并撰写专利附图说明。从技术特征来看，需要以下几个附图来完整展示该发明：  
  
图1为本发明TransParaX框架的整体架构示意图；  
图2为本发明分层Transformer参数预测器的结构示意图；  
图3为本发明基于伪标签的半监督学习方法流程图；  
图4为本发明适配器迁移学习机制的结构示意图；  
图5为本发明不确定性量化机制的双头架构示意图。  
  
附图说明：  
图1是本发明TransParaX框架的整体架构示意图，其中：  
1-输入层，用于接收待处理的I-V特性数据；  
11-半监督学习模块；  
12-分层Transformer参数预测器；  
13-贝叶斯优化精调模块；  
14-输出层。  
  
图2是本发明分层Transformer参数预测器的结构示意图，其中：  
21-局部特征增强层；  
211-SE模块；  
212-通道重校准单元；  
22-时序关系层；  
23-全局曲线交互层；  
24-参数预测层。  
  
图3是本发明基于伪标签的半监督学习方法流程图，其中：  
31-标记数据输入模块；  
32-未标记数据输入模块；  
33-动态阈值控制单元；  
34-伪标签生成模块；  
35-样本选择模块；  
36-训练更新模块。  
  
图4是本发明适配器迁移学习机制的结构示意图，其中：  
41-基础模型层；  
42-适配器模块；  
421-降维层；  
422-特征转换层；  
423-升维层；  
43-残差连接。  
  
图5是本发明不确定性量化机制的双头架构示意图，其中：  
51-共享特征提取层；  
52-参数均值预测头；  
53-不确定性预测头；  
54-置信区间生成模块。  
  
上述附图说明完整覆盖了发明的核心技术特征，包括整体框架、关键组件结构及其工作流程，各附图的编号和标记与说明书保持一致，符合专利附图说明的撰写规范。