

基于粒子群优化算法的 BSIM SOI 模型参数提取

张国和, 郑 雪, 陈克斌

(西安交通大学 电信学院, 陕西 西安 710049)

摘 要: 本文给出一种基于粒子群优化算法的 BSIM SOI MOSFETs 模型参数提取方法. 该方法采用全局优化策略, 计算简单, 对初值依赖性低, 使用浮点数编码方法, 避免了数码转换时所出现的误差. 与遗传算法参数提取相比, 粒子群优化算法无需进行交叉、变异等操作, 容易理解, 易于实现, 且收敛速度更快. 对用该方法得到的参数值代入器件模型进行了计算, 计算结果与测试结果吻合很好. 本方法亦可用作对其他种类的 MOSFETs 进行全局参数提取.

关键词: SOI MOSFETs; 粒子群优化算法; 参数提取; 全局优化

中图分类号: TN4

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2013)01-0090-04

A BSIM SOI Model Parameter Extraction Method for SOI MOSFETs Based on PSO

ZHANG Guo-he, ZHENG Xue, CHEN Ke-bin

(School of Electronic and Information Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: A method to extract model parameters based on PSO (Particle Swarm Optimization) algorithm is presented for BSIM SOI (Silicon on Insulator) devices in this paper. Using global optimization, this method has simple calculation and has low dependence on initial value. The use of float-encoding in this method avoids the error of digital transfer. Compared with parameter extraction method based on Genetic Algorithm, this method does not require crossover and mutation operations. And it can be easily understood and implement, and has high speed as well. Computation is very simple using this method and it does not require an in-depth understanding of the model equation or a lot of experience with parameter extraction. Using parameters found by this method, the simulation results are matched well with the measurement data. This method also can be applied to other kind of MOSFETs (Metal-Oxide-Semiconductor Field Effect Transistor) for global parameter extraction.

Key words: SOI MOSFETs; Particle Swarm Optimization; parameter extraction; global optimization

1 引言

Silicon-On-Insulator(SOI) 技术具有寄生电容小, 抗辐射能力强, 功耗低, 无门锁效应, 集成密度高等优点, 在低压低功耗电路有很大的优势, 成为深亚微米 VLSI 的主流技术之一. 随着沟道尺寸越来越小, MOSFETs 器件模型变得越发复杂, 更好地模拟器件的电学行为, 模型参数的提取变得十分困难.

参数提取的优化方法分为两种: 全局优化和局

部优化. 局部优化方法如曲线拟合、回归、牛顿迭代等^[1]采用多个步骤来完成, 为了降低优化难度, 每步仅从特定偏置下的实验数据提取少数几个参数. 它要求提取人员对模型进行深入了解和具有丰富的参数提取经验, 并且所提取的参数对初始值的依赖性大, 对实验数据的全局拟合能力差^[2]. 粒子群优化 (Particle Swarm Optimization, PSO) 算法^[3]是由 Kennedy 和 Eberhart 在 1995 IEEE 国际神经网络学术会议提出的一种具有群体智能的全局随机搜索

收稿日期: 2012-05-19; 修回日期: 2012-06-11

基金项目: 中央高校基本科研业务费专项资金; 教育部博士点新教师基金项目 (20090201120026)

算法,模拟鸟群在觅食过程中的个体迁徙和群聚过程,对非线性的问题有较强的搜索能力,对初值依赖性小,在参数提取中能迅速找到最优解^[4-5].与遗传算法相比,粒子群优化算法不需要进行交叉、变异等操作,更容易理解,易于实现,并且速度较快^[6].

本文利用粒子群优化算法以及 BSIM SOI 模型^[7]手册,给出一种针对 SOI MOSFETs 的参数提取方法.以器件栅压与漏压为变量,利用粒子群优化算法的全局优化策略提取直流参数,并通过文献^[8]的测试数据对本方法进行验证.

2 粒子群优化算法与流程

2.1 粒子群优化算法

目前,粒子群优化算法已经发展出了许多变种,本文仍采用标准离子群算法.

在标准粒子群优化算法中,可以将需要优化的问题的解处理为有 D 维空间坐标的粒子,一个群体中有 s 个这样的个体,通过个体间迭代寻找到最优解.粒子群优化算法的过程主要如下:开始在 D 维空间中随机出现 s 个粒子,第 i 个粒子($1 \leq i \leq s$)都有下面两个属性:第一是粒子的位置 $\vec{x}_i(t) = (x_1, x_2, \dots, x_D)$;第二是粒子的速度 $\vec{v}_i(t) = (v_1, v_2, \dots, v_D)$.然后要有一个目标函数计算每个粒子的适应度,也就是接近最优解的程度.计算出每个粒子的适应度后,要更新两个属性:一个为每个粒子自己的历史最优位置 $\vec{p}_i$;另一个是整个粒子群的历史最优位置 $\vec{p}_j$,每个粒子都是跟随这两个属性来接近最优解.然后由下面两个公式来更新粒子的位置:

$$v_{ij}(t) = v_{ij}(t-1) + c_1 r_1 (p_{ij} - x_{ij}(t-1)) + c_2 r_2 (p_j - x_{ij}(t-1)) \quad (1)$$

$$x_{ij}(t) = x_{ij}(t-1) + v_{ij}(t) \quad (2)$$

其中 t 代表第 t 次迭代; $v_{ij}(t)$ 是第 i 个粒子第 j 维的速度分量; $x_{ij}(t)$ 是第 i 个粒子第 j 维的位置分量; p_{ij} 代表第 i 个粒子历史最优位置的第 j 维分量; p_j 代表全部粒子历史最优位置的第 j 维分量; c_1 和 c_2 是学习因子,用来控制粒子向自身最佳位置移动; r_1 和 r_2 是 0 到 1 之间的随机数.

当按基本粒子群优化算法的速度更新公式进行迭代时,即使有给定的速度上限来限制粒子的移动速度,粒子也有可能超出问题空间,出现无法收敛的现象.因此需要在标准粒子群优化算法中引入惯性因子,改进的标准粒子群优化算法的速度公式更新如下:

$$v_{ij}(t) = w \cdot v_{ij}(t-1) + c_1 r_1 (p_{ij} - x_{ij}(t-1))$$

$$+ c_2 r_2 (p_j - x_{ij}(t-1)) \quad (3)$$

2.2 编码

用粒子群优化算法进行参数提取时,首先需要通过编码将模型中的一套参数转换成粒子群优化算法种群中的一个个体.常用的编码方法有二进制编码和浮点数编码.二进制编码使用的符号集由二进制符号 0 和 1 组成,其每个个体由一个二进制符号串描述,其优点是编码、解码操作简单.但由于模型中的大部分参数在某个区间连续取值,二进制编码在离散化时存在映射误差.如果码串较短,可能达不到精度要求,如果码串较长,会使算法的搜索空间急剧扩大,造成粒子群优化算法的时间性能降低.本文使用浮点数编码,采用浮点数编码正是粒子群优化算法和遗传算法等进化算法的一个优点.采用浮点数编码不仅没有数码转化时的误差,而且运算效率更高,速度更快.

2.3 目标函数

粒子群优化算法需要计算每个粒子的适应度,这就需要有一个合适的目标函数.适应度也就是一个粒子个体与最优解的接近程度,目标函数是影响粒子群优化算法的一个重要因素,选取的合适与否不仅会影响收敛的速度,还影响最优解的好坏.本文所用到的目标函数如下^[8]:

$$F = \sum_{\text{curves}} \sum_{n=1}^N \left(\frac{f_{\text{meas},n} - f_{\text{sim},n}}{f_{\text{meas},n}} \right)^2 \quad (4)$$

其中 curves 代表不同的曲线; n 是某一条曲线上的不同点; f_{meas} 是实验测量的数据; f_{sim} 是用本文的方法提取参数代入器件模型所计算得到的数据.式(4)不仅可以用来对一个器件的一条特性曲线拟合,也可以对具有不同尺寸的多个器件的多条特性曲线进行拟合.此目标函数的分式形式,也解决了大数据拟合好,而小数据拟合差的问题.

2.4 操作流程

本文使用的标准粒子群优化算法流程见图 1,该流程如下:

(1) 粒子群初始化采用一定范围(随提取参数的不同而变化)内的随机分布,初始化每个粒子的历史最佳位置为零位置,适应度为无穷大,初始化每个粒子的速度为零向量,初始化全局历史最佳位置为零位置,适应度为无穷大.

(2) 利用目标函数公式(4)计算每个粒子的适应度;

(3) 判断每个粒子第二步中计算的适应度是否比当前的粒子历史最佳位置的适应度小,是则更新

粒子历史最佳位置和适应度,否则进入下一步;
(4)判断每个粒子第二步中计算的适应度是否比当前的全局历史最佳位置的适应度小,是则更新全局历史最佳位置和适应度,否则进入下一步;
(5)通过公式(3)计算每个粒子的新速度;
(6)通过公式(2)计算每个粒子的新位置;
(7)判断迭代次数是否达到,是则结束,否则转到第二步.为了研究迭代过程中适应度的变化和能达到的最高精度,结束条件为一定的迭代次数,而不是达到一定精度.

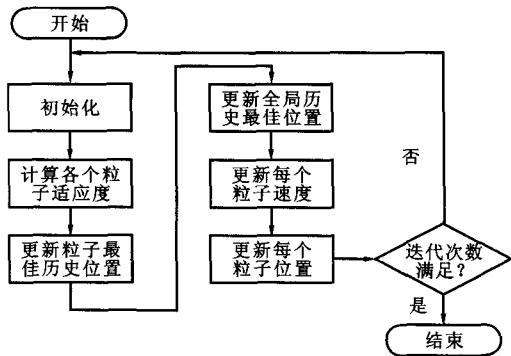


图 1 操作流程

3 提取参数

3.1 BSIM SOI 模型

BSIM SOI 模型包含大量的器件参数,其中部分参数只适用于特定尺寸或特定工作区的 SOI 器件.对于一种参数提取算法,以及一组 I-V 曲线,很难提取出所有的器件参数.本文提取 BSIM SOI 模型的器件直流参数,这些参数可以分为两类:第一,与栅源电压 V_{GS} 有关;第二,与源漏电压 V_{DS} 有关.提取这些参数需要器件在不同偏置条件下电压电流实验数据.本文采用文献[8]中的 I-V 特性曲线:

- (1)小 V_{DS} ,不同的 V_{BS} 条件下的 $I_{DS}-V_{GS}$;
- (2) V_{BS} 为 0,不同的 V_{GS} 条件下的 $I_{DS}-V_{DS}$.

3.2 提取参数

参数提取前一些工艺参数已经确定,并且在参数提取过程中固定不变.这些工艺参数见表 1.

粒子群的种群规模 s 会影响最优解的精度,种群规模越大,精度越高.通过多次试验,发现种群规模在 30 以上时,最优解的精度基本不再提高,因此种群规模定于 30.

图 2 展示了当栅压(V_{GS})变化时,器件参数的适应度随迭代次数变化的优化过程图.从图 2 中可以看出,从第 43 次迭代开始,适应度开始迅速减小,在第 47 次迭代时,器件参数便收敛于最优解,此收

敛速度与遗传算法[1][8]相比,较为优秀.

表 1 数提取前需要确定的工艺参数

参数	参数含义
N_{ch}	沟道掺杂浓度
N_{sub}	衬底掺杂浓度
T_{ox}	栅氧厚度
T_{si}	硅膜厚度
T_{box}	埋氧厚度
L_{drawn}	沟道长度
W_{drawn}	沟道宽度
T_{mca}	测试温度
X_j	源漏节深

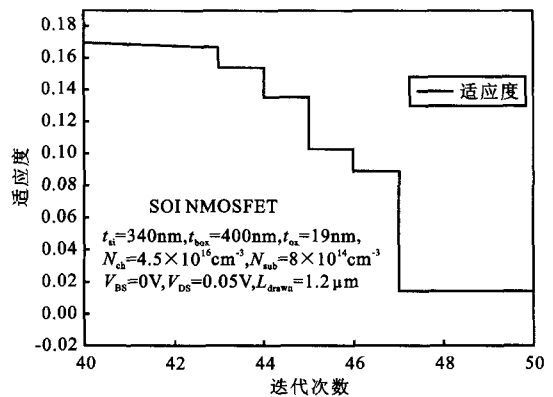


图 2 粒子群优化算法优化过程
(和栅压有关的直流参数)

漏压改变时,器件参数的适应度随迭代次数变化的关系图见图 3.在这步中与 V_{GS} 有关的参数按上一步计算出的数值赋值.参数的收敛速度有所减缓,约在 96 次迭代时收敛于最优解,但此收敛速度依然不逊于遗传算法.

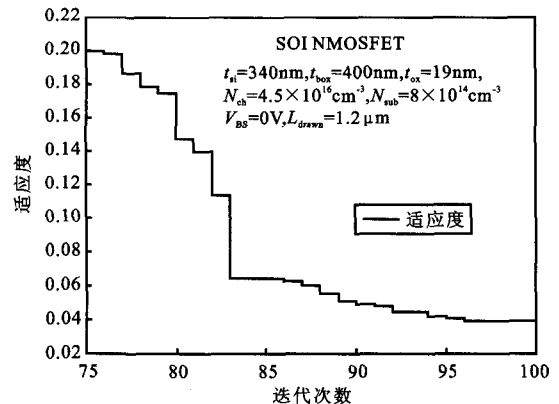


图 3 粒子群优化算法优化过程
(和漏压有关的直流参数)

图 4 展示了 SOI MOSFET 转移特性曲线提取

结果与实验结果的比较. 图 5 是 SOI MOSFET 输出特性曲线提取结果与实验结果比较图,总体来看,提取的参数代入 BSIM SOI 模型后所得的转移特性曲线与实验结果吻合非常好. 图 5 中,栅压在 5V 时会出现误差. 定义误差计算公式为^[8]:

$$\text{Error}=\left[\sum_{n=1}^N\left(\frac{D_{\text{mea}}-D_{\text{sim}}}{D_{\text{mea}}+D_{\text{sim}}}/2\right)^2/N\right]^{1/2}\tag{4}$$

其中 N 是测量点数, D_{mea} 是测量值, D_{sim} 是提取值. 可以算得图 4 总体拟合误差为 0.5%, 图 5 的总体拟合误差在 5%.

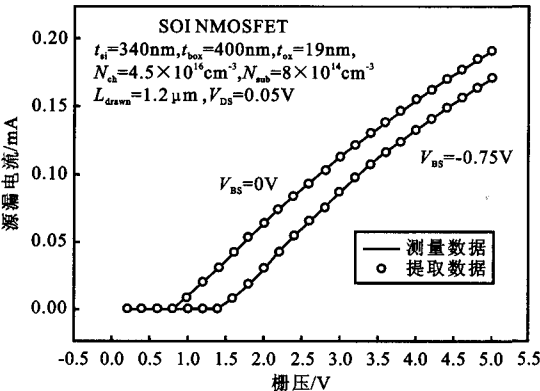


图 4 SOI MOSFET 转移特性曲线
提取结果与实验结果比较

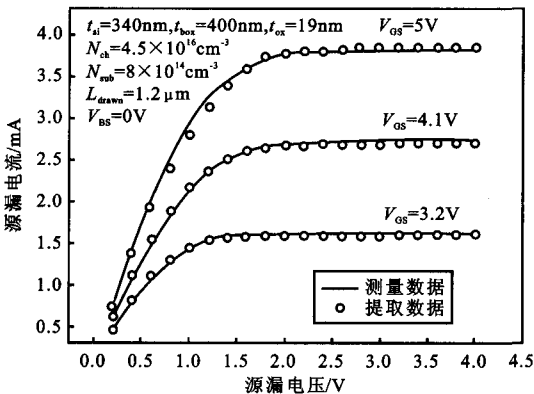


图 5 SOI MOSFET 输出特性曲线
提取结果与实验结果比较

4 结束语

本文采用全局优化策略,利用标准粒子群优化

算法,完成了与 V_{GS} 和 V_{DS} 相关直流参数的 SOI MOSFET 单器件参数提取,参数提取结果与实验测量结果拟合较好,误差范围小于 5%. 通过选取合适的适应度函数,算法可在 100 次迭代前收敛,表明该方法具有优秀的收敛速度. 本方法不需要对模型有深入的了解,不用进行模型方程的化简,提取过程中也不需要进行求导等复杂的计算,具有很强的通用性,可以方便的应用到其他相关 MOSFETs 参数的提取.

参考文献:

[1] 李尊朝,张瑞智,张效娟,等. 基于遗传算法的亚 100nm SOI MOSFET 模型参数提取[J]. 电子学报, 2007, 35 (11):2033-2037.

[2] 陈松涛,刘晓彦,杜刚,等. 基于 BSIM3 的超深亚微米器件建模及模型参数提取[J]. 固体电子学研究与进展, 2003, 23(4):406-411.

[3] Kennedy J and Eberhart R, Particle Swarm Optimization [C]//IEEE International Conference on Neural Networks Proceedings, Perth, WA :IEEE, 1995:1942-1948.

[4] Macabebe EQB, Sheppard CJ, Dyk EEV. Parameter extraction from I-V characteristics of PV devices [J]. Solar Energy, 2011(85):12-18.

[5] Sabat SL, Udgata SK, Murthy KPN. Small signal parameter extraction of MESFET using quantum particle swarm optimization [J]. Microelectronics Reliability, 2010(50):199-206.

[6] Thakker RA, Patil MB, Anil KG. Parameter extraction for PSP MOSFET model using hierarchical particle swarm optimization [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2009(22):317-328.

[7] BSIM Group. BSIM SOI 3.1 MOSFET Model User's Manual [M]. California, USA: University of California, Berkeley, 2003.

[8] 李瑞贞, 韩郑生. 基于遗传算法的 BSIM SOI 模型参数提取[J]. 半导体学报, 2005, 26(8):1676-1680.

作者简介:

张国和 男, (1981—), 博士, 讲师. 研究方向为半导体器件模型与参数提取.