

# 应用遗传算法实现MOS器件综合

谢晓锋 李 钊 阮 骏 姚 依 张文俊 杨之廉

(清华大学微电子学研究所, 北京 100084)

**摘要:** 研究了将遗传算法应用于器件综合问题, 针对参数化的器件空间设计了相应的适应度函数和遗传算子, 可用来得到器件的可行设计空间及研究参数对器件性能的影响. 对 FIBMOS 器件的综合设计研究结果显示了本方法的有效性.

**关键词:** 器件综合; 器件参数化表示; 遗传算法

**EEACC:** 2570A; 1180; 7410D

**中图分类号:** TN47      **文献标识码:** A      **文章编号:** 0253-4177(2002)01-0095-07

## 1 引言

随着半导体器件尺寸的缩小、新器件结构的出现和沟道非均匀掺杂, 器件特性空间变得越来越复杂, 先前的解析模型<sup>[1,2]</sup>不再能有效地模拟器件特性. 在开发新器件方面, 更多的是基于数值模拟. 为得到所期望的器件特性, 如果依赖手工调整参数, 即使设计者有较好的专业知识, 也不一定得到所需的结果. 基于实验设计 (design of experience, DOE) 和响应表面 (response surface methodology, RSM) 的方法学<sup>[3~5]</sup>得到了广泛的应用, 即根据经验产生一个参数化的器件模板, 然后对其中一些参数设计实验, 并模拟出一组不同参数器件的性能, 然后利用 RSM 得到的变化趋势对参数调整来得到可行结果. 在早期手工调整参数的基础上, DOE/Opt 系统<sup>[4]</sup>、VISTA<sup>[5]</sup>系统开始引入优化的概念. 但 RSM 方法在设计参数较多时有局限性, 而且由于每个设计参数都受工艺精度的影响, 要得到满足设计要求的器件, 设计参数就要有一个可行范围而不是仅仅一个点. Hosack 提出了技术综合的概念<sup>[6]</sup>, 这是个和模拟相反的过程. 而器件综合, 即自上而下的根据所期

望的电学性能来得到可行的设计空间, 是 TCAD 应用的一个重要步骤.

本文通过搜索算法开发设计空间来实现综合, 但由于特性空间复杂是高度非线性的, 没有显式的公式可以表达, 使得基于函数梯度的算法不能应用在这个领域. 而遗传算法 (genetic algorithms, GA)<sup>[7]</sup>是一种基于群体的模拟自然遗传机制的启发式的随机搜索方法, 可以解决复杂的大尺度、多变量非线性反演问题<sup>[8,9]</sup>.

本文研究了将 GA 技术应用于器件综合. 即从所期望的性能要求, 用 GA 调用器件模拟器对设计空间进行搜索来得到一组符合特性要求的可行点, 并应用于综合聚焦离子束 (focused-ion-beam) MOS<sup>[10]</sup>器件.

## 2 问题表示

器件综合问题可表示为寻找符合要求的器件设计参数  $x$  来满足对各种输出特性所加的强约束 (对最小化目标, 为避免解位于约束条件边界上而由工艺精度的影响失去意义, 需转换为一个很强的小于约束表示), 即

$$x \text{ 受约束于: } \begin{cases} g_j(x) \in [a, b] & j = 1, \dots, m_1 \\ h_j(x) \leq c & j = m_1 + 1, \dots, m \\ l_i \leq x_i \leq u_i & i = 1, \dots, n \end{cases} \quad (1)$$

其中  $x = (x_1, \dots, x_n)^T$  为  $n$  维设计参数,  $x_i$  通常包括器件的结构参数(如有效沟长  $L_{\text{eff}}$ , 栅氧厚度  $T_{\text{ox}}$  等)和掺杂分布的特征参数(如离子注入高斯分布中的射程  $r_p$  和偏差  $drp$  等);  $l_i$  和  $u_i$  为各个  $x_i$  的上下界, 用来构成参数设计空间( $S_D$ ),  $g_j(x)$  为  $m_1$  个区域约束, 记为 REG 目标, 范围为  $[a, b]$ , 当  $a=b$  时即为等式约束;  $h_j(x)$  为  $m - m_1$  个小于约束, 记为 LET 目标; 常数值  $c$  为约束值.  $g_j(x)$  和  $h_j(x)$  为器件特性函数, 比如驱动电流( $I_{\text{on}}$ )、阈值电压( $V_{\text{th}}$ )、截止频率等, 对深亚微米器件而言, 它们都是高度非线性的, 只有由调用数值模拟器得到结果.

定义设计空间中的点为设计点, 符合所有约束的空间为可行设计空间, 其中的点为设计点, 简称可行点.

### 3 器件参数化

设计空间通过器件参数化得到. 器件参数化的目的是希望通过一组有关器件结构和掺杂分布的参数来描述一个具体器件. 图 1 为对一个 FIBMOS 器件的参数化的例子.

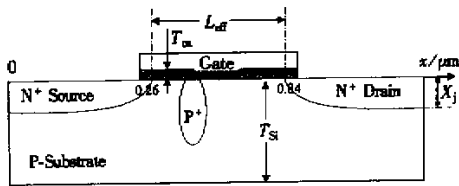


图 1 FIBMOS 器件的参数化表示

Fig. 1 Parameterized representation for FIB-MOS device

实际使用中不需对一个器件的所有参数进行参数化, 可将不打算调整的部分固定, 而只参数化感兴趣的参数. 比如对上例, 如果只打算调整沟道掺杂分布, 只需将描述该离子注入的剂量、位置等设置为参数.

### 4 搜索算法(GA)

在本节中将具体介绍所用到的遗传算法. 本算

法着重于全局性, 并通过并行计算减少演化所耗时间.

#### 4.1 整型设计空间及遗传个体的表示

遗传个体用  $n$  维设计参数  $x$  直接表示. 由于需考虑工艺精度的影响, 过分集中的解没有意义. 为此, 将  $S_D$  对每个设计参数方向按一定步长(如工艺精度的数量级)划分, 离散成整型空间, 而个体分布于格点上.

#### 4.2 得到个体特性值

采用数值模拟器 PISCES-2ET 对个体模拟得到个体特性值. 为加速器件综合, 可在综合前通过一些模拟计算利用响应表面法或神经网络法产生简化模型, 以后就可以重复使用从而节省相应的综合时间.

#### 4.3 适应度函数的设计

适应度表示个体  $x$  对环境的适应程度. 将个体特性值和规定的目标比较可得到个体的适应度, 不同类型目标的适应度函数如下.

区域约束型(REG)目标:

$$f_j(x) = \begin{cases} 0 & g_j(x) \in [a, b] \\ |a - g_j(x)| / |a - b| & g_j(x) < a \\ |g_j(x) - b| / |a - b| & g_j(x) > b \end{cases} \quad (2a)$$

小于约束型(LET)目标:

$$f_j(x) = \begin{cases} 0 & h_j(x) \leq c \\ |h_j(x) - c| / |c| & h_j(x) > c \end{cases} \quad (2b)$$

定义各目标的权重为  $w_j$ , 则总的适应度函数为:

$$f_{\text{total}}(x) = \sum_{j=1}^m w_j f_j(x) / \sum_{j=1}^m w_j \quad (3)$$

#### 4.4 种群初始化

种群即个体的集合, 通过随机和试验设计来进行初始化. 器件模拟器非常耗时, 通常种群大小比较小.

#### 4.5 遗传算子

遗传算子作用于种群中的个体用来帮助个体演化到高适应度的模式.

##### 4.5.1 选择算子

选择算子用来选择父代和淘汰死亡个体, 是

GA 中最重要的环节. 为保证算法的全局性, 需要:

(1) 在某些异常个体的选择几率过大时, 防止多代的近亲繁殖; (2) 在群体中个体差异度较小时, 能跳出封闭竞争问题.

将个体适应度进行某些转换可以得到个体被选中的几率, 但可能会使得某些异常个体的选择几率过大. 排序选择机制<sup>[11]</sup>可以很好地控制个体被选择的几率, 这里对群体所有个体按照适应值由高到低进行排序, 第  $i$  个个体的生存几率为

$$\text{prob}(i) = q(1 - q)^{i-1} \quad (4)$$

其中  $q \in (0, 1)$  称为选择压力, 用来控制个体被选择的几率, 通常为平均个体选择几率的数倍.

#### 父代选择

为对新个体进行保护, 并防止某些个体在演化的各代中被过多地选作父代使得个体间基因趋同导致早熟收敛, 我们增加一个计数器 pNum 记录个体被选作父代的次数, 最后第  $i$  个个体被选作父代的几率为

$$\text{prob}(i) = q(1 - q)^{i-1} (f_p)^{\text{pNum}} \quad (5)$$

其中  $f_p \in (0, 1)$ , 用来控制个体被选作父代的次数, pNum 越大, prob( $i$ ) 几率越小.

#### 淘汰机制

淘汰死亡个体, 是一个影响执行效率的很关键的问题, 需要对两个相互联系又相互矛盾的因素进行均衡考虑. 既能始终保持一定的种群多样性, 又能提供合适的优质个体生存率.

这里我们将小生境(niche)技术和排序选择相结合使用. 如果一个新个体比和它的海明距离最短的父代个体的适应度高, 则用排挤方法<sup>[8]</sup>替换, 否则根据排序选择方法得到的 prob( $i$ ) 的倒数得到个体的淘汰几率. 但保留其中的最优个体不参与淘汰以保证收敛<sup>[12]</sup>.

#### 4.5.2 分散搜索(scatter search<sup>[13]</sup>)

为了防止传统交叉算子带来的封闭竞争问题, 保证在群体较小时也能有较好的全局性能, 本文采用分散搜索来提供不同个体的基因交换来开发解空间. 使用最基本的双父代  $x_1$  和  $x_2$  产生后代  $x_3$ :

$$x_3 = r(x_2 - x_1) + x_2 \quad (6)$$

其中  $r \in (-1, 1)$ , 且  $r \neq 0$ ;  $x_2$  的适应度不坏于  $x_1$ . 这样的组合方式可使得后代可产生在由父代构成的凸空间的内部和外部. 当得到的个体越出设计空间时, 选择设计空间边界上的点作为新个体. 即使种群的空间覆盖很小, 也有健壮的搜索能力来摆脱.

#### 4.5.3 变异算子

变异作为一个全局搜索算子以避免局部最小. 这里我们使用了固定变异和动态变异两种变异算子.

##### 固定变异

如果  $x_v' = (x_1, \dots, x_k, \dots, x_n)$  为第  $t$  代种群的一个个体, 则它的变异个体为  $x_v'^{t+1} = (x_1, \dots, x_k', \dots, x_n)$ . 这里,  $k$  是从可以变化的  $n$  个变量中随机选择的某个变量号,  $x_k'$  是从变量  $k$  的边界范围内随机选择的某个数值. 这样可从不同区域选择新个体以避免局部最优.

##### 动态变异<sup>[7]</sup>

此算子负责遗传算法的微调. 和上面的叙述相似, 只是变异的变化值按如下方式:

$$\Delta x_k = yr(1 - \frac{t}{T})^b \quad (7)$$

其中  $y$  代表第  $k$  个子变量到上下界的长度;  $r$  是一个位于  $(0, 1)$  之间的随机数;  $T$  是最大遗传代数;  $t$  是当前遗传代数;  $b$  是用于确定变异程度的系数. 随着  $t$  变大, 变异值变小. 这样, 在开始的几代个体中可以较好地探索全空间, 而随着代数的增大, 群体已经集中在某些区域, 该算子用来开发解空间.

#### 4.6 孤岛模式

由对自然界的观察, 由几个相对独立的子群体相互竞争可增加演化的全局性<sup>[14]</sup>. 为此, 将种群分布于  $M$  组孤立的岛, 每个岛上的子群体独立的演化, 定义岛的邻接结构, 每隔  $N$  代向邻接的群体迁移一部分个体. 多岛演化可以保存基因的多样性, 而迁移可以帮助达到全局优化, 这样可以增加算法的健壮性.

#### 4.7 并行计算

我们采用并行计算减少计算时间, 每个计算机对应一个岛, 岛之间每隔几代进行一次迁移. 结果<sup>[15]</sup>显示不仅算法的通讯量和器件模拟所花的时间相比可以忽略, 而且增加了算法的全局性.

#### 4.8 算法流程

整个混合遗传算法的流程如下:

(a) 在  $M$  个机器上各自初始化种群(随机或组合设计);

(b) 对每个机器, 设已经得到第  $t$  代群体:

选择父代个体;

由遗传运算得到后代,使用分散搜索开发解空间,利用变异来跳变模式;

对后代调用器件模拟器得到目标值;

评价后代的适应度;

根据淘汰机制更新种群;

(c)如果本代为设定的迁移代,则由各机器通信,各向预选定义的相邻岛迁移部分个体;

(d)代数变为  $t+1$ ,重复步骤(b)到满足演化结束条件.

#### 4.9 算法总结

本算法考虑了器件参数精度的影响采用了整型设计空间,通过分散搜索对小规模群体提供局部开发机制,由变异算子提供模式跳变机制,用排挤机制和排序选择的结合用来保证单个群体的多样性.而通过孤岛模式可由多个群体的竞争不断地探索新的搜索空间,最后并行计算可充分利用资源以节约计算时间.

## 5 聚焦离子束 MOS 器件的应用实例

利用器件综合方法,对一种  $0.58\mu\text{m}$  的 FIB-MOS 器件进行了综合设计.期望优化的器件性能包括驱动电流 ( $I_{\text{on}}$ )、漏电流 ( $I_{\text{off}}$ )、动态输出电阻 ( $R_{\text{out}}$ ).器件设计参数包括聚焦离子束的注入位置 ( $x$ )、注入剂量(dose)、注入能量(energy).这里,注入能量用离子注入分布的峰值位置  $Y_{\text{peak}}$  表示(因为对离子注入, $Y_{\text{peak}}$  和 energy 具有一一对应的关系,可采用 SUPREM IV 中的离子注入表格得到).详细数据见表 1 和 2.

该综合问题可分解为三个子问题分别解决:(1)固定  $x$  在某些特定值,优化搜索(dose,energy)的可行设计空间;(2)固定 energy 在某些特定值,优化搜索(dose, $x$ )的可行设计空间;(3)固定 dose 在某些特定值,优化搜索(energy, $x$ )的可行设计空间.

表 1 FIBMOS 的期望性能

Table 1 Expected device performance of FIBMOS

Name	Objective	Unit
$I_{\text{on}}$	$I_{\text{on}} \in [1.2 \times 10^{-4}, 1.5 \times 10^{-4}]$	A/ $\mu\text{m}$
$I_{\text{off}}$	$I_{\text{off}} \leq 1 \times 10^{-12}$	A/ $\mu\text{m}$
$R_{\text{out}}$	$R_{\text{out}} \geq 8 \times 10^{-4}$	$\Omega$

表 2 FIBMOS 的设计空间

Table 2 Device design space of FIBMOS

Name	Min	Max	Unit
$x$	0.00	0.30	$\mu\text{m}$
Dose	$10^{13}$	$10^{16}$	$\text{cm}^{-2}$
Energy	10	200	keV

### 5.1 边界综合模式

可以进一步划分子任务优化搜索可行设计空间的可能边界,从而得到较为准确的可行设计空间范围,我们称这种综合方式为边界综合.这里每个子问题可以划分为四个子任务:

$$(1) I_{\text{on}} = 1.2 \times 10^{-4}, \text{ 满足 } I_{\text{off}} \leq 10^{-12}, R_{\text{out}} \geq 8 \times 10^4$$

$$(2) I_{\text{on}} = 1.5 \times 10^{-4}, \text{ 满足 } I_{\text{off}} \leq 10^{-12}, R_{\text{out}} \geq 8 \times 10^4$$

$$(3) I_{\text{off}} = 10^{-12}, \text{ 满足 } 1.2 \times 10^{-4} \leq I_{\text{on}} \leq 1.5 \times 10^{-4}, R_{\text{out}} \geq 8 \times 10^4$$

$$(4) R_{\text{out}} = 8 \times 10^4, \text{ 满足 } 1.2 \times 10^{-4} \leq I_{\text{on}} \leq 1.5 \times 10^{-4}, I_{\text{off}} \leq 10^{-12}$$

每个子任务负责优化搜索相应子问题可行设计空间的一条可能边界.每个子任务约需要 520 次器件模拟.

图 2 为边界综合结果.其中(a)为子问题 1 的所有子任务在注入位置为  $0.1\mu\text{m}$  时的结果;(b)为子问题 2 的所有子任务在注入能量为  $62.57\text{keV}$  时的结果;(c)为子问题 3 的所有子任务在注入剂量为  $10^{13}\text{cm}^{-2}$  时的综合结果.

对上述空间抽样检验证明了其可靠性.在得到所有子问题的可行设计空间后,借助分析工具可得到(dose,energy, $x$ )的三维可行空间,达到综合目的.

### 5.2 区域综合模式

当用户不关心设计参数和特性的关系,只希望得到多组设计参数——“可行设计空间”时,则不必进行前述的子任务划分,直接根据期望的性能对设计参数进行搜索即可,我们称这种综合方式为区域综合.

图 3 为区域综合结果.其中(a)为子问题 1 的所有子任务在注入位置为  $0.1\mu\text{m}$  时的结果;(b)为子问题 2 的所有子任务在注入能量为  $62.57\text{keV}$  时的结果;(c)为子问题 3 的所有子任务在注入剂量为  $10^{13}\text{cm}^{-2}$  时的综合结果.图中的每一点均代表一组满足期望器件性能要求的设计参数组合,共同组成

了一个“准可行设计空间”。

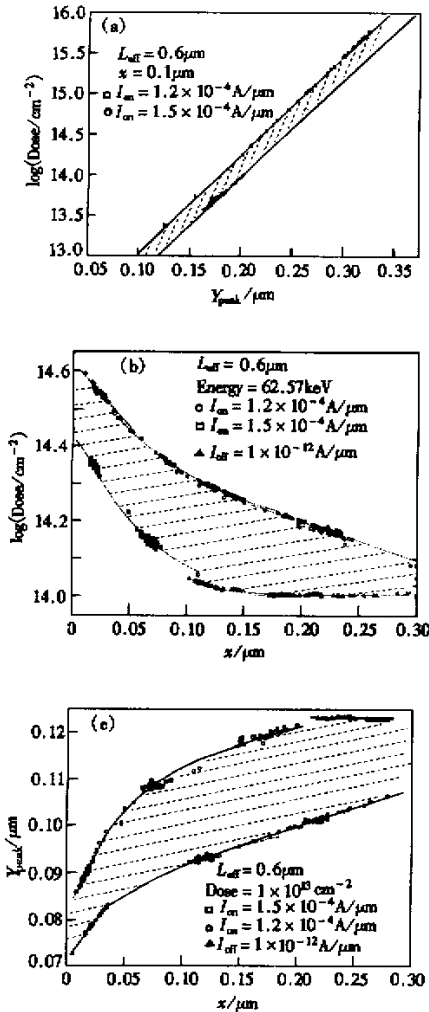


图2 综合结果 (a)子问题1在注入位置为 $0.1\mu\text{m}$ ;  
(b)子问题2在注入能量为 $62.57\text{keV}$ ;(c)子问题3在  
注入剂量为 $10^{13}\text{cm}^{-2}$

Fig. 2 Synthesis results (a)Sub-problem 1 at  
 $x = 0.1\mu\text{m}$ ; (b) Sub-problem 2 at Energy =  
 $62.57\text{keV}$ ; (c)Sub-problem 2 at Dose =  $10^{13}\text{cm}^{-2}$

比较边界和区域综合结果可见：区域综合得到的器件设计参数均落在边界综合得到的可行设计空间之内；且区域综合也很好地进行了空间搜索，得到的多组器件设计参数组成的“准可行设计空间”包含在边界综合结果得到的较为准确的可行设计空间之内，大致描述了实际的“可接受设计空间”的范围。

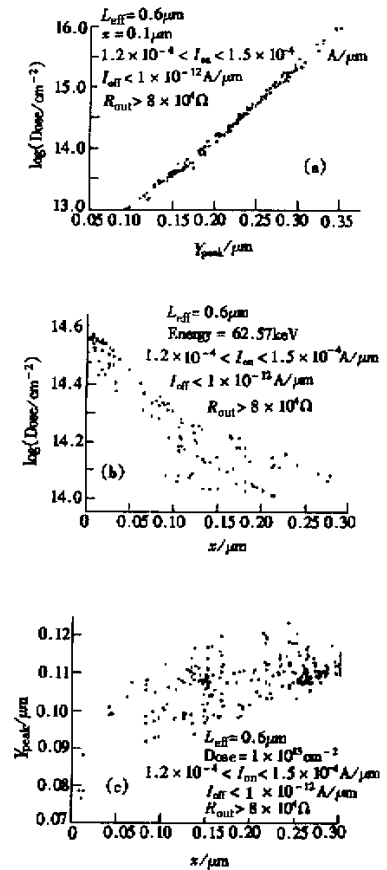


图3 综合结果 (a)子问题1在注入位置为 $0.1\mu\text{m}$ ;  
(b)子问题2在注入能量为 $62.57\text{keV}$ ;(c)子问题3在  
注入剂量为 $10^{13}\text{cm}^{-2}$

Fig. 3 Synthesis results (a)Sub-problem 1 at  
 $x = 0.1\mu\text{m}$ ; (b) Sub-problem 2 at Energy =  
 $62.57\text{keV}$ ; (c)Sub-problem 2 at Dose =  $10^{13}\text{cm}^{-2}$

### 5.3 利用综合系统研究参数对器件性能的影响

为研究沟长对性能的影响,对有效沟长 $L_{\text{eff}}$ 为 $0.6, 0.5, 0.4\mu\text{m}$ 的三种FIBMOS进行了综合。

图4给出了针对不同有效沟长FIBMOS的综合结果.其中(a)为子问题2的子任务1在注入能量为 $62.57\text{keV}$ 时的结果;(b)为子问题3的子任务1在注入剂量为 $10^{13}\text{cm}^{-2}$ 时的结果。

从图4可得到如下结论：聚焦离子束的注入位置越接近源端(未进入源端),有效沟长对器件的性能影响越小,因此靠近源端的聚焦离子束注入区将降低深亚微米MOSFET的短沟道效应。

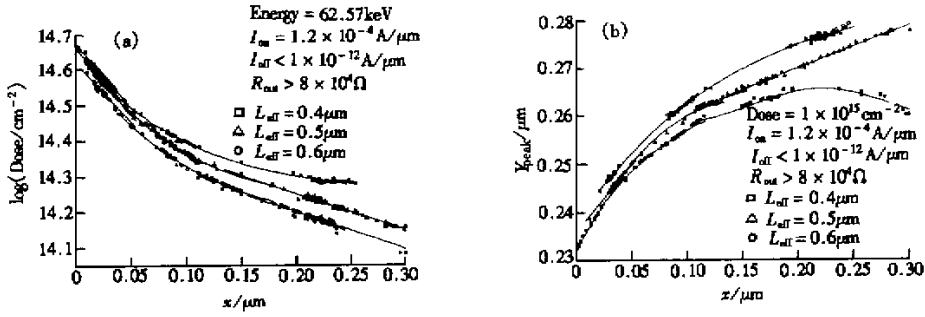


图 4 不同沟长的综合结果 (a)子问题 2 的子任务 1 在注入能量为 62.57keV;(b)子问题 3 的子任务 1 在注入剂量为  $10^{13}\text{cm}^{-2}$  时

Fig. 4 Synthesis results for different  $L_{\text{eff}}$  (a)Sub-task 1 of sub-problem 2 at Energy = 62.57keV; (b)Sub-task 1 of sub-problem 3 at Dose =  $10^{13}\text{cm}^{-2}$

## 6 结论

本文研究并实现了利用遗传算法调用器件模拟器来实现从上而下的器件综合. 采用的算法考虑了参数精度的影响, 着重于提高综合的健壮性和速度, 利用 FBMOS 器件对两种综合模式的研究证明了综合方法的有效性. 器件综合有助于帮助用户由所期望的性能得到可行的器件以及了解器件特性, 对于工艺/器件总体综合有很大的意义. 在将来的工作中, 我们将在以下方面作改进: (1)调用商业版本的器件模拟器(如 ISE DESSIS)进行新型器件的综合; (2)进一步提高算法的稳定性和速度.

致谢 本研究项目由摩托罗拉公司半导体产品部(Motorola SPS)支持, 在此谨向提供莫大帮助的摩托罗拉公司有关专家表示诚挚的谢意.

## 参考文献

- [1] Zhang Wenliang, Tian Lilin, Yang Zhilian. New analytical model for deep-submicron MOS circuit simulation. Chinese Journal of Semiconductors, 1999, 20(2): 113 [张文良, 田立林, 杨之廉. 一个用于深亚微米电路模拟的 MOSFET 解析模型. 半导体学报, 1999, 20(2): 113]
- [2] Ma Yutao, Li Zhijian, Liu Litian. MOS device threshold voltage model considering quantum mechanical effect including multi-subband occupation. Chinese Journal of Semiconductors, 1999, 20(3): 219 [马玉涛, 李志坚, 刘理天. 包含多子带结构的 MOS 器件开启电压量子力学效应修正模型. 半导体学报, 1999, 20(3): 219]
- [3] Moens P, Tack M, Van hove H, et al. Development of an optimised 40V pDMOS device by use of a TCAD design of experiment methodology. SISPAD, 2000: 276
- [4] Boning D S, Mozumder P K. DOE/Opt: A system for design of experiments, response surface modeling, and optimization using process and device simulation. IEEE Trans Semiconductor Manufacturing, 1994, 7(2): 233
- [5] Plasun R, Stockinger M, Elberherr S. Integrated optimization capabilities in the VISTA technology CAD framework. IEEE Trans CAD, 1998, 17(12): 1244
- [6] Hosack H H, et al. Recent advances in process synthesis for semiconductor devices. IEEE Tran Electron Devices, 1998, 45(3): 626
- [7] Michalewicz Z, Schoenauer M. Evolutionary algorithms for constrained parameter optimization problems. Evolutionary Computation, 1996, 4: 1
- [8] De Jong K. The Analysis of the behavior of a class of genetic adaptive systems. PhD Thesis, University of Michigan, 1975
- [9] Paul R J, Chaney T S. Simulation optimization using a genetic algorithm. Simulation Practice and Theory, 1998, 6: 601
- [10] Shen C C, et al. Use of focused-ion-beam and modeling to optimize submicron MOSFET characteristics. IEEE Tran Electron Devices, 1998, 45(2): 453
- [11] Whitley D. The GENITOR algorithm and selective pressure: why rank-based allocation of reproductive trials is best. Proc. Third Int Conf on Genetic Algorithms, Morgan Kaufman, 1989
- [12] She Chunfeng, Yang Huazhong, Hu Guanzhang, et al. The convergence of floating genetic algorithms and its application in model parameter extraction. Acta Electronica Sinica, 2000, 28(3): 134 [余春峰, 杨华中, 胡冠章等. 浮点遗传算法的收敛性及其在模型参数提取问题中的应用. 电子学报, 2000, 28(3): 134]
- [13] Fleurent C, Glover F, Michelon P, et al. A scatter search ap-

proach for unconstrained continuous optimization. Proceedings of 1996 IEEE International Conference on Evolutionary Computation (ICEC'96). 1996:643

- [14] Cantú-Paz E, Goldberg D E. Efficient parallel genetic algorithms: theory and practice. *Comput Methods Appl Mech En-*

*grg*, 2000, 186:221

- [15] Li Z, Xie X, Zhang W, et al. Realization of semiconductor device synthesis with the parallel genetic algorithm. *Proceedings of the ASP-DAC*, 2001:45

## Realization of Device Synthesis Using Genetic Algorithms

Xie Xiaofeng, Li Zhao, Ruan Jun, Yao Yi, Zhang Wenjun and Yang Zhilian

*(Institute of Microelectronics, Tsinghua University, Beijing 100084, China)*

**Abstract:** The method to applying genetic algorithms for device synthesis is studied, by design corresponding the fitness functions and genetic operators for parameterized design space. It can be used to find the feasible design space and study the effects of device parameters on characteristics. The results of the experiments on FIBMOS devices show that the methodology is efficient to deal with device synthesis.

**Key words:** device synthesis; parameterized device representation; genetic algorithms

**EEACC:** 2570A; 1180; 7410D

**Article ID:** 0253-4177(2002)01-0095-07