

# 基于遗传算法的亚 100nm SOI MOSFET 模型参数提取

李尊朝<sup>1</sup>, 张瑞智<sup>1</sup>, 张效娟<sup>2</sup>, 林 尧<sup>1</sup>

(1. 西安交通大学电子与信息工程学院, 陕西西安 710049; 2. 青海师范大学计算机系, 青海西宁 810008)

**摘 要:** 为了简化亚 100nm SOI MOSFET BSIMSOI4 的模型参数提取过程, 实现全局优化, 使用了遗传算法技术, 并提出了保留多个最优的自适应遗传算法. 该算法通过保留最优个体的多个拷贝, 对适应度高和适应度低的个体分别进行诱导变异和动态变异, 在进化起始阶段和终止阶段分别执行随机交叉和诱导交叉, 既具有全局优化特性, 又加速了局部搜索过程, 提高了最终解的质量. 不同种群数和进化代数条件下的参数提取实例表明, 该算法提取精度高、速度快, 全局优化稳定性好; 适当增加种群数, 有利于加速算法的全局收敛过程.

**关键词:** SOI; 参数提取; 全局优化; 模型

**中图分类号:** TN432 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2007) 11-2033-05

## Genetic-Algorithm-Based Model Parameter Extraction for Sub-100nm SOI MOSFET

LI Zun-chao<sup>1</sup>, ZHANG Rui-zhi<sup>1</sup>, ZHANG Xiao-juan<sup>2</sup>, LIN Yao<sup>1</sup>

(1. School of Electronics and Information Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an, Shaanxi 710049, China;

2. Department of Computer Science, Qinghai Normal University, Xining, Qinghai 810008, China)

**Abstract:** Genetic algorithm is used in BSIMSOI4 model parameter extraction for sub-100nm SOI MOSFETs to simplify extraction process and optimize parameters globally. An extraction algorithm called adaptive genetic algorithm maintaining multi-optimum is proposed. In the new algorithm, multiple copies of the optimum chromosome in each generation are kept, induced and dynamic mutations are carried out on chromosomes with larger and smaller fitness, respectively, and random and induced crossovers are executed in the early and late generations, respectively. The global optimization is maintained, the local searching is speeded up and the quality of the final solution is improved. Extraction examples with different population sizes and evolutionary steps show that the new algorithm has the advantages of higher accuracy, faster convergence, and reliable global optimization and that global convergence could be speeded up by increasing population sizes properly.

**Key words:** SOI; parameter extraction; global optimization; model

### 1 引言

精确高效的电路模拟对于集成电路的设计和 optimization 具有十分重要的作用<sup>[1,2]</sup>, 而电路模拟的精度主要取决于器件模型、互连线模型及模型参数的精度. 模型中的参数需要使用一定的方法, 通过对大量实验数据的拟合来提取和优化. 用于参数提取的优化方法分为局部优化和全局优化两大类. 局部优化法如曲线拟合、回归、牛顿迭代<sup>[3~5]</sup>等采用多个步骤来完成, 每步仅从特定偏置下的实验数据提取少数几个参数, 以降低优化难度. 但它所提取的参数对初始值的依赖性强, 对实验数据的全局拟合能力差, 并要求提取人员具有丰富的 MOSFET 模型和优化知识<sup>[6~8]</sup>. 全局优化方法力图对模型中的所有参

数在全局范围内进行优化. 遗传算法具有强大的全局最优搜索功能, 可用作 MOSFET 参数提取的全局优化方法, 其高智能性使提取过程大大简化<sup>[9]</sup>.

由于 MOSFET 模型参数众多, 加之简单遗传算法的局部搜索速度慢, 为加速提取过程, 需要配合使用快速局部搜索技术<sup>[10]</sup>或对传统遗传算法进行改进. 文献[9]利用遗传算法为亚 100nm 体硅 MOSFET 提取 BSIM4 模型参数时, 使用了人工神经网络, 文献[11]在进行体硅 MOSFET 的参数提取时, 结合使用了爬山法, 文献[12]利用遗传算法为微米 SOI MOSFET 提取 BSIMSOI3 模型参数时, 采用了分步策略, 每步仅提取少数几个参数, 其本质是局部优化.

在 ULSI 中, 亚 100nm SOI MOSFET 具有广阔的应用

前景,适用于它的主要模型是 U C Berkeley 建立的 BSIMSO4<sup>[13]</sup>, 还未见采用遗传算法对其进行参数提取的研究报道. 本文将针对亚 100nm SOI MOSFET, 研究基于遗传算法的 BSIMSO4 模型参数提取技术. 提出了高精度的参数提取算法-保存多个最优的自适应遗传算法 AGAMO, 并对 AGAMO 的参数提取性能与其它算法进行了对比研究.

## 2 AGAMO 算法

### 2.1 编码

用遗传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遗传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, 交叉、变异等遗传操作便于实现. 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, 造成遗传算法的时间性能降低.

为了提高参数提取精度, 保持种群的多样性, 改善计算复杂性和运算效率, 本文采用浮点数编码, 每个参数用一个浮点数表示. 如果需要提取的参数共有  $n$  个, 可分别用浮点数  $x_1, x_2, \dots, x_n$  表示, 一套参数可以使用一个  $n$  维浮点向量  $X = (x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_n)$  表示. 每代种群中的  $N$  个个体, 可分别用  $n$  维浮点向量  $X_1, X_2, \dots, X_j, \dots, X_N$  来表示.

### 2.2 适应度函数

用遗传算法进行优化需要确定一个合适的适应度函数, 其数值将决定个体是继续繁衍还是消亡. 适应度函数是影响遗传算法性能的主要因素之一, 选取的合理与否不仅影响算法的收敛速度, 而且关系到全局最优解能否实现. 适应度函数通常取待优化的目标函数, 或其某种变型.

在 BSIM 模型的参数提取中, 常用的目标函数如式 (1) 所示<sup>[12]</sup>.

$$f(X) = \sum_{i=1}^K (I_i^{\text{exp}} - I_i^{\text{mod}}(X))^{\alpha} \quad (1)$$

其中,  $I_i^{\text{exp}}$  表示实验测得的第  $i$  个电流值,  $I_i^{\text{mod}}(X)$  表示使用模型参数  $X$  由模型计算得到的相应电流值.

式 (1) 中的目标函数可用于对一条曲线进行拟合, 不适合对多条曲线的拟合. 例如, 当对施加不同  $V_{gs}$  的多条  $I_{ds} - V_{ds}$  曲线进行拟合时, 由于饱和电流远大于亚阈电流. 可能出现对饱和部分曲线拟合非常好, 而对亚阈曲线拟合效果很差. 文献<sup>[11]</sup>采取了加权方法, 对饱和电流与亚阈电流分配不同权值, 虽在一定程度上改善

了整体拟合效果, 但存在权值的突变和相对权值如何确定的问题, 效果不是很理想.

本文采用式 (2) 所示的目标函数.

$$F(X) = \sum_{i=1}^K \left( \frac{f_i^{\text{exp}} - f_i^{\text{mod}}(X)}{f_i^{\text{exp}}} \right)^2 / K \quad (2)$$

其中,  $f_i^{\text{exp}}$  表示第  $i$  个测试数据,  $f_i^{\text{mod}}(X)$  表示使用模型参数  $X$  通过模型计算出的对应数据.

式 (2) 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拟合, 解决了大数据拟合好, 而小数据拟合差的问题.

按照适应度函数的要求, 定义式 (3) 所示的适应度函数  $F_{fit}(X)$ :

$$F_{fit}(X) = \frac{1}{\sqrt{F(X)}} = \frac{\sqrt{K}}{\sqrt{\sum_{i=1}^K \left( \frac{f_i^{\text{exp}} - f_i^{\text{mod}}(X)}{f_i^{\text{exp}}} \right)^2}} \quad (3)$$

### 2.3 操作流程

AGAMO 的流程如下:

(1) 初始化: 随机产生  $N$  个个体的初始种群, 计算所有个体的适应度, 按适应度大小对个体排序, 并记录适应度最大(最优)的个体;

(2) 选择操作: 随机选择  $N - M$  个个体, 并将最优个体复制  $M$  个, 组成具有  $N$  个个体的种群参与下一代的遗传操作;

(3) 变异: 以概率 1 对所有个体进行变异操作;

(4) 交叉: 以概率 1 对所有个体进行交叉操作;

(5) 计算所有个体的适应度, 将个体按适应度大小排序;

(6) 保存最优: 将本代最优个体与上代保存的最优个体进行对比, 将两者中的较优者保存;

(7) 判断终止条件是否满足, 若满足则结束, 否则转 (2) 继续遗传操作.

图 1 给出了 AGAMO 的操作流程图.

### 2.4 变异操作

对每个个体都执行变异操作. 将规模为  $N$  的种群划分成两部分: 前  $N_1$  个适应度高的个体和剩下的  $N_2 = N - N_1$  个适应度低的个体. 对前  $N_1$  个个体进行诱导变

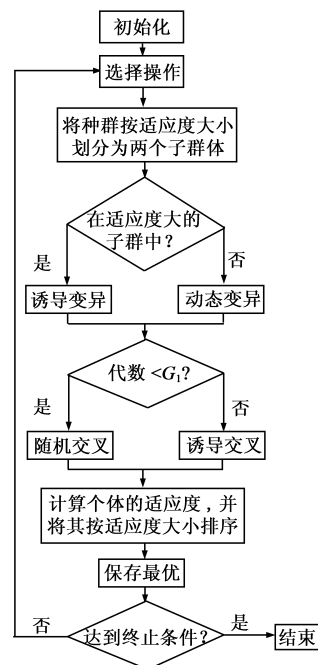


图 1 AGAMO 流程图

异,对后  $N_2$  个个体则执行动态变异.

### (1) 诱导变异

取前  $\alpha$  个适应度大的个体  $X_j(j=1,2,\dots,\alpha)$ ,并计

$$\text{算其中心矩 } \bar{X}_\alpha = \sum_{j=1}^{\alpha} X_j / \alpha.$$

计算最优个体  $X_o$  与中心矩  $\bar{X}_\alpha$  的向量差  $\Delta X_\alpha = X_o - \bar{X}_\alpha$ ,第  $i$  个分量的差记为  $\delta_{oi} = x_{oi} - \bar{x}_{oi}$ .

对前  $N_1$  个适应度高的个体  $X_j(j=1,2,\dots,N_1)$ ,按照式(4)进行诱导变异<sup>[14]</sup>.

$$x'_{ji} = x_{ji} + \gamma \delta_{oi} \quad L_i \leq x'_{ji} \leq U_i \quad (4)$$

其中,  $x_{ji}$  和  $x'_{ji}$  分别是  $X_j$  变异前、后的第  $i$  个分量,  $\gamma$  是  $0-1$  之间的随机数,  $U_i$  和  $L_i$  分别是第  $i$  个分量取值范围的上限和下限.

适应度大的个体按式(4)变异,使其所繁殖的子代能更多地继承父代的基因.

### (2) 动态变异

取前  $\beta$  个适应度高的个体  $X_j(j=1,2,\dots,\beta)$ ,求出它们距最优个体  $X_o$  的最大欧氏距离  $d_{\max}$ :

$$d_{\max} = \max \left\{ \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_{ji} - x_{oi})^2}, \quad 1 \leq j \leq \beta \right\} \quad (5)$$

对后  $N_2$  个适应度差的个体  $X_j(j=N-N_2+1, N-N_2+2, \dots, N-1, N)$ ,根据介于  $0-1$  之间随机数  $r$  的值,对其各分量按式(6)进行动态变异.

$$x'_{ji} = x_{ji} + \eta (U'_i - x_{ji}), \quad r > 0.5 \quad (6a)$$

$$x'_{ji} = x_{ji} + \eta (L'_i - x_{ji}), \quad r < 0.5 \quad (6b)$$

其中,  $U'_i = \min \{ x_{oi} + d_{\max}, U_i \}$ ,  $L'_i = \max \{ x_{oi} - d_{\max}, L_i \}$ ,  $n$  是  $0-1$  之间的随机数.

适应度小的个体按式(6)变异,使其所繁殖的子代较少地继承父代的基因.

式(4)和式(6)利用了验后个体的信息分布,使适应度大的个体以较小的步长变异,适应度小的个体则以较大的步长变异,既增强了对未知空间的搜索能力,又有利于提高解的质量.

## 2.5 交叉操作

将总遗传代数  $G$  划分为  $G_1$  和  $G_2$  两部分 ( $G = G_1 + G_2$ ).在前  $G_1$  代,执行随机交叉,在后  $G_2$  代,执行诱导交叉.

### (1) 随机交叉

在前  $G_1$  代的每一代,对每个个体  $X_j(j=1,2,\dots,N)$  执行式(7)所示的随机交叉.

$$x'_{ji} = r_i x_{ji} + (1 - r_i) x_{pi} \quad (7)$$

其中,  $X_p$  是按照和适应度成比例的概率随机选择的一个个体,  $r_i$  是  $0-1$  之间的随机数.

式(7)将所有个体与随机选择的同一个个体的交叉,  $X_p$  被选中的概率与适应度成正比,适应度高的个体

被选择的机会大,从而使种群向适应度高的模式变化,但适应度低的模式也能获得一定的机会,这可以增强初始阶段的搜索能力<sup>[14]</sup>.

### (2) 诱导交叉

在后  $G_2$  代的每一代,对每个个体  $X_j(j=1,2,\dots,N)$  执行式(8)所示的诱导交叉.

$$x'_{ji} = (x_{ji} + x_{oi}) / 2 \quad (8)$$

其中,  $x_{oi}$  是本代最优个体  $X_o$  的第  $i$  个分量.

式(8)具有强收敛性,是专为提高最终解的质量而设置,使所有个体加速向最优个体收敛.

## 3 提取参数

### 3.1 获取 $I-V$ 数据

对亚 100nm SOI MOSFET 提取 BSIMSOI4 中的参数,需要获得一系列几何尺寸不同的器件在多种偏置条件下的  $I-V$  特性.本文利用功能强大的器件数值模拟软件 MEDICI 模拟产生  $I-V$  特性,将其作为遗传操作要拟合的实验数据.利用 MEDICI 模拟产生了栅长分别为 60nm、90nm、130nm 和 150nm 的 SOI MOSFET 以下特性曲线<sup>[13]</sup>:

(1) 小  $V_{ds}$ 、不同  $V_{bs}$  条件下的  $I_{ds}-V_{gs}$ .

(2)  $V_{ds} = V_{dd}$ 、不同  $V_{bs}$  条件下的  $I_{ds}-V_{gs}$ .

(3) 不同  $V_{gs}$  和不同  $V_{bs}$  条件下的  $I_{ds}-V_{ds}$ .

### 3.2 提取参数

运行 AGAMO 一次性提取对模型计算结果影响大的 46 个主要参数,其它参数如氧化层厚度和栅长等根据工艺确定或取缺省值.

为了研究 AGAMO 进行参数提取的精度和时间性能,还采用同样的实验数据运行了具有代表性的 3 个遗传算法进行参数提取,包括简单遗传算法 SGA、快速局部微调遗传算法 FLAGA<sup>[14]</sup> 和结合爬山算法的混合遗传算法 HGA.

遗传算法中,各种控制参数的选择对算法性能有较大影响,通常凭经验设置控制参数或进行大量实验获得参数的大致取值范围<sup>[15]</sup>.对于 AGAMO 中参数  $\alpha$ 、 $\beta$ 、 $N_1$  ( $N_2 = N - N_1$ ) 和  $M$ ,采用实验方法确定其取值范围.由于各参数相互影响,首先固定其它参数,让一个参数变化,以确定该参数的最优取值范围.遗传操作实验表明,  $\alpha$  和  $\beta$  取  $0.3N \sim 0.5N$ ,  $N_1 < 0.5N$ ,  $M < 4$ , AGAMO 整体性能较优,全局收敛.

图 2~图 4 分别给出了种群数为 100、50 和 30 的条件下,AGAMO、SGA、FLAGA 和 HGA 最优个体的适应度随进化代数的变化曲线.其中,AGAMO 的控制参数  $\alpha$  取  $0.3N$ ,  $\beta$  取  $0.5N$ ,  $N_1$  取  $0.2N$ ,  $N_2$  取  $0.8N$ ,  $M$  取 3; SGA 和 HGA 的控制参数取常用值,交叉概率取 0.8,变异概率取 0.2, HGA 每 30 代对最优个体进行一次爬山

操作,对其每个分量(模型参数)在 12 个不同近邻范围

内进行爬山搜索;FLAGA 的控制参数取值同文献[14].

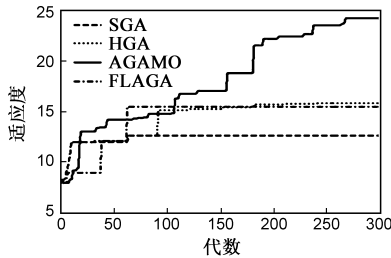


图 2 种群数为 100 条件下的适应度

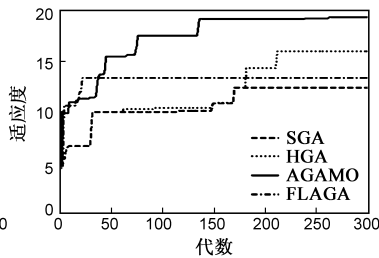


图 3 种群数为 50 条件下的适应度

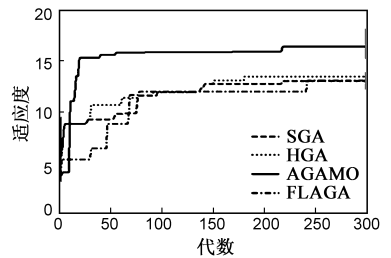


图 4 种群数为 30 条件下的适应度

从图 2~图 4 可以看到,在种群数分别为 100、50 和 30 的 3 种情况下,AGAMO 的最优适应度都高于 SGA、FLAGA 和 HGA,即 AGAMO 提取的精度最高。

表 1 给出了不同种群数条件下,进行 300 代遗传操作,4 种算法所运行的相对时间.其中,将种群数为 30 条件下,AGAMO 的运行时间取为 1.由表 1 可以看到,由于 AGAMO 每代需要对种群进行排序,所以其运行时间略高于 SGA;FLAGA 每代除对当前代种群排序外,还需要对当前代中适应度高的若干个体与上一代中的个体进行排序选出适应度高的若干个体,所以其运行时间高于 AGAMO;HGA 每 30 代需要进行爬山搜索,所以其运行时间高于 AGAMO,但两者的相对时间差随种群数的增加而减小,这是由于随着种群数的增加,计算适应度和排序所需时间增加,而爬山仅对最优个体进行所造成的。

从图 2~图 4 还可以看到,300 代遗传操作结束时,AGAMO 最优适应度随着种群数的增大而增大.那么当种群数小时,AGAMO 能否收敛到全局最优值呢?为此,取种群数

表 1 各算法运行相对时间

算法 \ 种群	30	50	100
AGAMO	1	1.53	2.97
FLAGA	1.19	1.79	3.35
SGA	0.91	1.48	2.78
HGA	1.58	2.08	3.41

为 50,又用该算法进行了 5000 代遗传操作,其进化曲线如图 5 所示.最大适应度达到 24.21,与种群数为 100 条件下运行 300 代遗传操作后的最大适应度 24.24 相当,但前者运行时间是后者的 8.35 倍.由此可见,种群大小不会影响 AGAMO 的全局最优收敛性,但由于 AGAMO 中保留了最优个体的多个拷贝,通过诱导变异和诱导交叉,使局部搜索功能大为增强,适当增加种群大小,可以提高全局收敛速度。

取种群数 100,利用 AGAMO 经过 1000 代遗传操作,将所提取的模型参数代入 BSIMSO14,计算了栅长为 95nm 的 SOI MOSFET 在不同栅压下的漏电流漏压关系,其曲线在图 6 中用实线表示;图中还用 o 标记给出了 MEDICI 软件的模拟结果,2 种结果的平均相对误差为 2.1%。

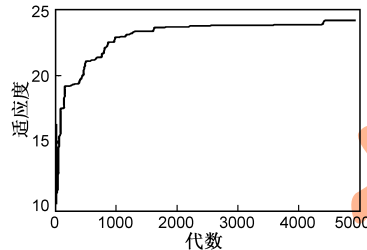


图 5 AGAMO 的适应度

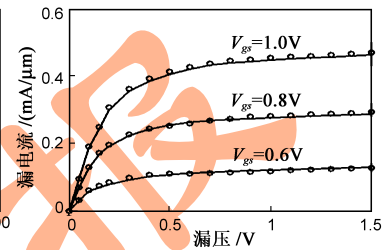


图 6 输出特性曲线

## 4 结论

深亚微米 SOI MOSFET 解析模型中包含大量参数,参数的提取精度对电路模拟和设计效果影响很大.本文将遗传算法用于亚 100nm SOI MOSFET 的 BSIMSO14 模型参数提取中,提出了保留多个最优的自适应遗传算法.在不同种群大小条件下,对该算法和简单遗传算法、局部快速微调遗传算法和结合爬山法的混合遗传算法的提取精度和时间性能进行了对比研究.结果表明,该算法参数提取精度高,收敛快,全局优化稳定性好.适当增加种群数,有利于加速全局收敛过程.经该算法提取的模型参数使 BSIMSO14 与器件数值模拟软件 MEDICI 高度吻合。

## 参考文献:

- [1] Tsividis Y. Operation and Modeling of the MOS Transistor [M]. Second edition. WCB McGraw-Hill, 1999. 249 - 270.
- [2] 赵阳, Stephen P, Franklyn B. 基于 BSIM 深亚微米级 MOSFET 短沟道效应建模和特征提取方法研究 [J]. 电子学报, 2004, 32(5): 841 - 844.  
Zhao Yang, Stephen P, Franklyn B. Modeling and characterization of deep-submicron MOSFET with short-channel effect based on BSIM [J]. ACTA Electronica Sinica, 2004, 32(5): 841 - 844. (in Chinese)
- [3] Kondo M, Onodera H, Tamaru K. Model-adaptable MOSFET parameter-extraction method using an intermediate model [J]. IEEE Transactions on Computer-Aided Design of Integrated Circuits and Systems, 1998, 17(5): 400 - 405.
- [4] Yang P, Chatterjee P K. An optimal parameter extraction program for MOSFET models [J]. IEEE Transactions on Electron

Devices, 1983, 30(9): 1214 – 1219.

- [5] Melikian V, Mnatsakanian V, Uzunoglou N. Optimization of SPICE system level3 MOSFET transistor models based on dc measurements[J]. *Microelectronics Journal*, 1998, 29(3): 151 – 156.
- [6] Doganis K, Scharfetter D. General optimization and extraction of IC device model parameters[J]. *IEEE Transactions on Electron Devices*, 1983, 30(9): 1219 – 1228.
- [7] Gowda S M, Sheu B J, Chang R C. Effective parameter extraction using multiple-objective function for VLSI circuits[J]. *Analog Integrated Circuits and Signal Processing*, 1994, 5(2): 121 – 133.
- [8] 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]. *固体电子学研究进展*, 2003, 23(4): 406 – 411.  
Chen Songtao, Liu Xiaoyan, Du Gang, et al. Ultra deep submicron device modeling and the model parameter extraction based upon the BSIM3[J]. *Research and Progress of Solid State Electronics*, 2003, 23(4): 406 – 411. (in Chinese)
- [9] Li Y, Cho Y. Intelligent BSIM4 model parameter extraction for sub-100nm MOSFET era[J]. *Japanese Journal of Applied Physics*, 2004, 43(4B): 1717 – 1722.
- [10] Vai M K, Ng D, Prasad S. Model minimization for electron

devices using simulated annealing in conjunction with parameter extraction[J]. *Electronics Letters*, 1990, 26(13): 892 – 894.

- [11] Zhang X. Application of advanced optimization and expert system approaches to compact modeling of semiconductor devices[D]. Boston: Boston University, 2004.
- [12] Li R, Li D, Du H. SOI MOSFET model parameter extraction via a compound genetic algorithm[J]. *Chinese Journal of Semiconductors*, 2006, 27(5): 796 – 803.
- [13] BSIM GROUP. BSIMSOI4.0 MOSFET MODEL Users' Manual[R]. CA: U C Berkeley, 2005, 1 – 30.
- [14] 刘习春, 喻寿益. 局部快速微调遗传算法[J]. *计算机学报*, 2006, 29(1): 100 – 105.  
Liu Xichun, Yu Shouyi. A genetic algorithm with fast local adjustment[J]. *Chinese Journal of Computers*, 2006, 29(1): 100 – 105. (in Chinese)
- [15] 钟求喜. 网络计算中任务分配与调度的遗传算法研究[D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2000.  
Zhong Qiuxi. Task matching and scheduling in network computing environments based on genetic algorithms[D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2000. (in Chinese)

#### 作者简介:



**李尊朝** 男, 1963 年生于陕西蓝田, 博士, 西安交通大学副教授. 曾在加拿大 University of British Columbia 和台北大学从事合作研究. 发表论文 40 余篇, 出版著作、教材 8 部. 主要从事深亚微米 MOSFET 的结构、建模和智能计算等领域的研究. E-mail: zcli@mail.xjtu.edu.cn



**张瑞智** 男, 1962 年生于陕西大荔, 博士, 西安交通大学副教授. 主要从事半导体器件及集成电路研究.