第 25 卷第 5 期　　半 导 体 学 报　　Vol. 25, No. 5
2004 年 5 月　　CHINESE JOURNAL OF SEMICONDUCTORS　　May, 2004

VLSI 成品率重心游移算法的一个几何解释*

荆明娥　郝　跃

(西安电子科技大学微电子研究所, 西安　710071)

摘要: 超大规模集成电路(VLSI)中的参数成品率最优化问题一直是集成电路可制造性设计的重点研究问题. 尽管重心游移算法提出得较早, 由于其固有的优点目前仍被研究和推广. 文中从一个新的角度, 即几何学原理上探讨了最优的重心游移算法的原理, 使最优方向的几何图像更加明确.

关键词: 参数成品率; Monte Carlo 方法; 重心游移算法; 启发式算法

EEACC: 1130B; 0240G; 2220C; 2570

中图分类号: TN43　　**文献标识码**: A　　**文章编号**: 0253-4177(2004)05-0594-03

1　引言

在半导体制造业中, 随着器件几何尺寸的不断减小, 器件的统计变量(栅氧化层厚度、刻蚀速率、注入剂量以及环境的扰动等)的变化显得更加突出, 这是因为这些设计变量对工艺的敏感性大大增加, 因此参数成品率的设计显得越来越重要[1,2]. 参数成品率优化设计主要由成品率的估计和成品率的提高两大步骤组成. 成品率估计是在给定的参数扰动的统计分布情况下, 在当前设计点处估计预期的成品率; 成品率提高过程是逐步找到一个比当前设计点更高的成品率设计点. 更进一步, 成品率的提高又包括确定成品率的增长方向及在此方向上确定最佳步长. 自 70 年代 Tahim 和 Spence 等人在参数成品率的优化过程中引入重心游移算法后[3,7], 由于此算法的简单、易实现、易理解, 且只执行一次 Monte Carlo (MC) 分析就可以同时进行成品率的估计和提高, 在成品率的优化过程中起着非常重要的作用[4~7]. 但由于该算法仍然是启发式方法, 几何图像并不十分明确, 所以本文在此方面做了深入研究, 以适应超大规模集成电路成品率设计的需要.

2　VLSI 参数成品率的 MC 表示

如果 $Y_X(X^0)$ 代表 VLSI 的参数成品率, $X=(x_1, x_2, \cdots, x_s)\in R^n$ 表示电路设计参数, s 为可设计参数的个数, $X^0\in R^n$ 是设计标称值, 则,

$$Y_X(X^0) = P_r(X \in R_A \cap R_X\} = \int_{R^n} f^*(X)P(X, X^0)\,\mathrm{d}X \qquad (1)$$

式中　$P(X, X^0)$ 是 X 的联合概率密度函数; $R_X=\{X \mid L_i\leqslant x_i\leqslant U_i, i=1, 2, \cdots, s\}$ 表示电路产品的可设计域; R_A 表示电路的可接受域; $f^*(X)=\begin{cases}1, & X\in R_A\cap R_X\\ 0, & X\notin R_A\cap R_X\end{cases}$ 为支撑函数.

由(1)式可看出, 参数成品率的估计是一个多元函数的积分, 直接得到其解析解几乎不可能, 必须采用数值求解方法. 对它的求解通常有确定性和统计性求解两种方法. 前者以最优化数学方法为基础, 通过采用函数对可接受域进行几何逼近, 因此与可接受域的几何特性紧密相关(一般要求可接受域为凸集. 而且维数应该少于 5. 否则将引起维数灾难). 统计性方法不受上述限制, 而且它对于线性和非线性同样适用, 因此也容易在软件中实现. 对参数成品率

* 国家高技术研究发展计划资助项目

荆明娥　女, 1976 年出生, 博士研究生, 当前主要研究 VLSI 参数成品率的优化.

郝　跃　男, 1958 年出生, 教授, 博士生导师, 主要从事设计方法学、半导体新器件与电路研究以及可靠性、可制造性.

2003-06-13 收到

的统计估计一般采用 Monte Carlo 方法. 但是由于传统的 Monte Carlo 统计模拟方法最大的缺点是为确保一定的准确度, 需要大量(几百甚至上千)的电路模拟. 针对这一缺点, Keramat 提出了改进的超立方体(MHLS)抽样方法[4], 这种方法抽样效率高且不像其他的重要性抽样方法那样需要知道电路响应的一些信息或进行分层, 因此简单易行. 将 MHLS 抽样方法考虑在 MC 中, 基于重心游移方法的 VLSI 成品率估计可以重新表示为: 假设设计的参数空间比较大, 设计者并不知道最优值的位置, 可以先进行一次(第一步)均匀搜索, 以确定最优值所在的大致位置. 这可以用到方开泰提出的均匀设计方案, 在这次设计中, 对每个设计点进行确定性模拟(即忽略统计变量的影响). 以均匀搜索得到的最优点为初始点进行重复的重心游移(第二步), 在这个过程中, 为加快收敛速度, 设计变量和统计变量均采取均匀分布. 这是由于还没有确定最优值. 设计值附近的每个点应该等概率的考虑, 直到得到最优设计点或迭代次数大于规定的值. 最后为了更准确的评估最优设计点处的成品率, 采用高斯分布估计或者更准确的测试统计分布(第三步). 成品率的优化过程主要表现在第二步.

根据(1)式, 基于 Monte Carlo 方法的成品率无偏估计可以表示为

$$\hat{Y}_{MC} = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} f^{*}(x_i) \tag{2}$$

其中　$x_i(i=1,2,\cdots,N)$ 是以 X 的联合概率密度函数 $P(X,X^0)$ 抽样的样本点; N 是样本数. 由概率论知, 成品率估计的方差与样本点数目的平方根成反比, 因此, 通过抽样技巧降低方差是统计方法一个重要目标.

一旦确定了设计点处的成品率, 就需要找出一个成品率更高的设计点. 由 Tahim 等人提出的重心游移算法由图 1 可描述为:

$$x^0_{new} = \frac{\alpha}{N_i}\sum_{x^i\in A} x^i + \frac{1-\alpha}{N_j}\sum_{x^j\notin A} x^j,\ 1\leqslant\alpha\leqslant 2 \tag{3}$$

其中　$\frac{1}{N_i}\sum_{x^i\in A} x^i$ 表示成功(满足特性要求)设计点的重心. $\frac{1}{N_j}\sum_{x^j\notin A} x^j$ 表示失败(不满足特性要求)设计点的重心. 为简单起见, 下面分别用 G_A 和 G_F 来表示. 这是一个启发式的探索方法, 参数 α 可通过启发式的选择得到. 一般来说, 优化算法包括两个基本步骤, 确定优化方向和在此方向上的最优移动(参数优化). 重心游移算法的基本原理是在对参数成品率进行优化时, 将电路成功点和失败点的连线方向作为进一步改进参数成品率的游移方向, 从而成功实现参数成品率最优化.

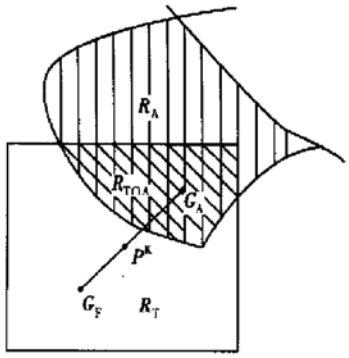

图 1　重心游移示意图

Fig. 1　Schematic of center of gravity

3　重心游移算法的几何意义与优化理论

成品率优化过程主要表现在第二步的重心游移上, 并假定每次模拟时的设计变量和统计变量均服从均匀分布, 而从几何学的角度, 一个图形如果被一条曲线任意分为两部分, 其重心一定在这两部分的重心连线上. 因此必有下式成立

$$p^k = yG_A + (1-y)G_F \tag{4}$$

由(4)式的线性关系知, p^k 必在 G_A 和 G_F 的连线上, 而重心游移算法的迭代公式如下:

$$p^{k+1} = p^k + \lambda(G_A - G_F) \tag{5}$$

λ 为游移最佳步长, 将(4)式带入(5)式得到

$$\begin{aligned} p^{k+1} &= yG_A + (1-y)G_F + \lambda(G_A - G_F) \\ &= (y+\lambda)G_A + (1-y-\lambda)G_F \end{aligned} \tag{6}$$

同样, 新设计点也必在 G_A 和 G_F 的连线上, 当 $\lambda = 1-y$ 时, 有 $p^{k+1} = G_A$, 从图 1 看出, 容差固定不变时, 当 $p^{k+1} = G_A$ 时, 图中交叉部分 $R_{T\cap A}$ 必在新设计点 p^{k+1} 的容差域内, 因此成品率一定是不减的. 同样可以证明, 当 $\lambda < 1-y$ 或 $\lambda > 1-y$ 时, 成品率可能减小或者没有足够地增加. 因此, $\lambda = 1-y(p^{k+1} = G_A)$ 为最佳的游移步长.

另外, 在 VLSI 电路的设计过程中, 有些变量是确定的, 而有些变量具有随机性. 可将这两种变量同

时作为设计参数,当重心游移算法使收敛过程陷于一个局部最优解而无法跳出时,通过引入如下方差逐渐减小的多元高斯分布核函数列 $h(\eta,\beta)$,使得确定性变量随机扰动[7],从而绕出局部最优解,

$$h(\eta,\beta)=\frac{1}{(2\pi)^{n/2}\beta_n\prod_{i=1}^{n}\sigma_i}\exp\left(\frac{1}{2}\sum_{i=1}^{n}\left(\frac{\eta_i}{\beta\sigma_i}\right)^2\right) \quad (7)$$

其中 $E(\eta)=0$, β 是标准方差 η 的控制参数. 它是一个逐渐减小的数列, 如: $\{\frac{1}{n}\}$, $n=1,2,\cdots,N$, N 为迭代次数. 明显地, 当 $\beta\to 0$, 核函数逼近 Dirac delta 函数. 这样, 扰动成品率可以定义为

$$\begin{aligned}Y_X(X^0,\beta)&=\int_{R^n}\left[\int_{R^n}f^*(X)P(X,X^0)\,\mathrm{d}X\right]h(\eta,\beta)\,\mathrm{d}\eta\\&=\int_{R^n}Y_X(X^0-\eta,\beta)h(\eta,\beta)\,\mathrm{d}\eta \quad (8)\end{aligned}$$

可以看出, 扰动成品率是原成品率与核函数的卷积, 对于足够小的 β, $Y_X(X^0,\beta)\approx Y_X(X^0)$, 由于开始的方差较大, 偏移量也较大, 随着搜索次数的增加, 偏移量逐渐减小, 最后达到最优值. 这就是本文从一个新的角度——几何学原理上陈述的最优的重心游移算法的原理, 并对重心游移算法进行改进以适应 VLSI 设计需要.

参考文献

[1] Miyama M, Kamohara S, Okuyama K, et al. Parametric yield enhancement system via circuit level device optimization using statistical circuit simulation. In: Digest of Technical Papers of 2001 Symposium on VLSI Circuits, 2001: 163

[2] Samudra G S, Chen H M, Chan D S H, et al. Yield optimization by design centering and worst-case distance analysis. 1999 International Conference on Computer Design, 1999: 289

[3] Spence R, Soin R S. Statistical exploration approach to design centering. IEE Proc, 1980, 127(6): 260

[4] Keramat M, Kielbasa R. Modified Latin hypercube sampling Monte Carlo (MLHSMC) estimation for average quality index. Analog Integrated Circuits and Signal Processing, 1999, 19(1): 87

[5] Keramat M, Kielbasa R. Parametric yield optimization of electronic circuits via improved centers of gravity algorithm. Proc IEEE 40th Midwest Symposium on Circuits and Systems, 1997: 1415

[6] Keramat M, Kielbasa R. Optimality aspects of centers of gravity algorithm for statistical circuit design. Proc IEEE 40th Midwest Symposium on Circuits and Systems, 1997: 95

[7] Styblinski M A, Opalski L J. A random perturbation method for IC yield optimization with deterministic process parameters. Proc IEEE Int Symp Circuit Syst, 1984: 977

A Geometry Explanation of Center of Gravity Algorithm of VLSI Parametric Yield*

Jing Ming'e and Hao Yue

(*Institute of Microelectronics, Xidian University, Xi'an 710071, China*)

Abstract: The maximum problem of parametric yield in VLSI is always an important issue in design for manufacturing (DFM). Although center of gravity algorithm is put forward early, it still be studied and extended due to its inherent advantages. A study of optimal center of gravity from the view of geometry theory is presented, which makes the geometrical image of optimal directional specific.

Key words: parametric yield; Monte Carlo method; center of gravity algorithm; heuristic algorithm

EEACC: 1130B; 0240G; 2220C; 2570

Article ID: 0253-4177(2004)05-0594-03

* Project supported by National High Technology Research and Development Program of China

Jing Ming'e female, was born in 1976, PhD candidate. She is engaged in the research on parameter yield optimization.

Hao Yue male, was born in 1958, professor. He is engaged in the research on design methodology, semiconductor device and circuit, and reliability.

Received 13 June 2003