

基于动态适应度函数的光源掩模优化方法

杨朝兴^{1,2} 李思坤^{1,2} 王向朝^{1,2}

¹中国科学院上海光学精密机械研究所信息光学与光电技术实验室, 上海 201800

²中国科学院大学, 北京 100049

摘要 提出了一种基于动态适应度函数的光刻机光源掩模优化方法(SMO)。动态适应度函数方法在遗传算法优化过程中采用动态适应度函数模拟真实光刻工艺条件误差对光刻结果的影响,得到对光刻工艺条件误差不敏感的优化光源和优化掩模。该方法无需优化权重系数,即可获得与权重优化后的加权适应度函数方法相近的工艺宽容度。典型逻辑图形的仿真实验表明,曝光剂量误差为15%时,动态适应度函数方法得到的优化光源和优化掩模的可用焦深达到200 nm,与加权适应度函数方法的优化效果相当。动态适应度函数方法也可用于降低SMO的优化光源和掩模对其他工艺条件误差如彗差的敏感度。

关键词 光学设计;光刻;光源掩模优化;分辨率增强技术;遗传算法;适应度函数

中图分类号 TN305.7

文献标识码 A

doi: 10.3788/AOS201636.0111006

Source Mask Optimization Based on Dynamic Fitness Function

Yang Chaoxing^{1,2} Li Sikun^{1,2} Wang Xiangzhao^{1,2}

¹Shanghai Institute of Optics and Fine Mechanics, Chinese Academy of Sciences, Shanghai 201800, China

²University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China

Abstract A dynamic source mask optimization (SMO) method is developed. The dynamic SMO method uses a dynamic fitness function in genetic algorithm to simulate the process variations in real lithography process. So the imaging quality of the optimized source and mask is not sensitive to the process errors. The dynamic SMO method can get similar result as the conventional weighted SMO method without the necessity of weighting coefficient optimization. Simulation results show that the dynamic method can get a usable defocus of 200 nm when the dose error is 15%. This is comparable with the optimized result of the weighted method. The dynamic SMO method can be also used to make the optimized source and mask less sensitive to other process errors, such as coma errors.

Key words optical design; optical lithography; source mask optimization; resolution enhancement technology; genetic algorithm; fitness function

OCIS codes 220.3740, 110.5220, 110.3960

1 引言

光刻是超大规模集成电路制造的核心技术之一。光源掩模优化方法(SMO)同时优化光源照明模式和掩模图形。和传统的分辨率增强技术如光学临近修正技术(OPC)相比,SMO具有更大的优化自由度,是进一步提高光刻的分辨率和工艺窗口的关键技术之一^[1]。

T Fühner等^[2-3]提出了一种基于遗传算法的光源掩模优化方法。该方法不需要掌握光刻的先验知识,可以实现全局寻优和并行运算^[2]。遗传算子、编码方式、适应度函数和光源掩模描述方式等是影响该方法性能

收稿日期: 2015-6-11; 收到修改稿日期: 2015-9-2

基金项目: 国家自然科学基金(61275207, 61205102)

作者简介: 杨朝兴(1986—),男,博士研究生,主要从事高端光刻机分辨率增强技术方面的研究。

E-mail: yangcoloy@siom.ac.cn

导师简介: 王向朝(1957—),男,研究员,博士生导师,主要从事信息光电子技术等方面的研究。

E-mail: wxz26267@siom.ac.cn(通信联系人)

的重要因素^[3-4]。其中适应度函数影响优化光源掩模的成像与目标成像的相似度。实际的光刻机存在曝光剂量、离焦量、像差等工艺条件误差^[5-6]。为了降低优化光源和掩模的成像对这些工艺条件误差的敏感度,通常采用加权^[2,7-8]、均方根^[9]、数学期望^[10-11]等方法,将不同工艺条件下的适应度函数组合成一个标量加权适应度函数。加权适应度函数方法需要工程师根据经验或者通过数值仿真实验优化得到最优的权重系数,增加了光源掩模优化的时间和难度。此外随着考虑的工艺条件误差类型的增加,加权适应度函数运算的时间和难度进一步增加。

本文提出一种基于动态适应度函数的光刻机光源掩模优化方法。该方法无需优化权重系数,即可获得与权重优化后的加权适应度函数方法相近的工艺宽容度。此外该方法可用于降低SMO优化光源和掩模对其他工艺条件误差如曝光剂量、彗差的敏感度。

2 原 理

2.1 基于遗传算法的光源掩模优化方法

基于遗传算法的光源掩模优化方法(GA-SMO)的流程如图1所示,使用实数编码遗传算法^[3]。实数编码遗传算法的染色体是实数组成的一维向量,由光源子染色体和掩模子染色体两部分组成。其中掩模子染色体为

$$\underbrace{x_1, y_1, h_1, w_1}_{\text{rectangle 1}} \cdots \underbrace{x_i, y_i, h_i, w_i}_{\text{rectangle } i} \cdots \underbrace{x_M, y_M, h_M, w_M}_{\text{rectangle } M}, \quad (1)$$

式中 M 是组成掩模图形的矩形子掩模的总数量, (x_i, y_i) 是组成掩模图形的第 i 个矩形的中心坐标, h_i, w_i 分别是第 i 个矩形的高度和宽度。不同矩形子掩模的叠加区域的透射率和相位等于子掩模的透射率和相位。光源子染色体为

$$\underbrace{x_{c1}, y_{c1}, h_1, w_1}_{\text{pole 1}} \cdots \underbrace{r_{ci}, \theta_{ci}, g_j}_{\text{pole } i} \cdots \underbrace{r_{cS}, \theta_{cS}, g_S}_{\text{pole } S}, \quad (2)$$

式中 S 是组成光源图形的圆形子光源的总数量, (r_{ci}, θ_{ci}) 是组成光源图形的第 i 个圆形的圆心极坐标, g_j 是第 i 个圆形子光源的光强,圆形子光源的半径为固定值 r 。不同圆形子光源的叠加区域的光强等于各子光源的光强之和。

优化过程中,首先解码遗传个体的染色体,得到光源和掩模图形。然后利用成像函数得到该光源和掩模图形的光刻成像,利用适应度函数得到该遗传个体的适应度。然后根据适者生存的原理,采用选择算子筛选出适应度最优的个体,采用交叉算子和变异算子得到新的染色体。重复以上所述的“评价-选择-交叉-变异”

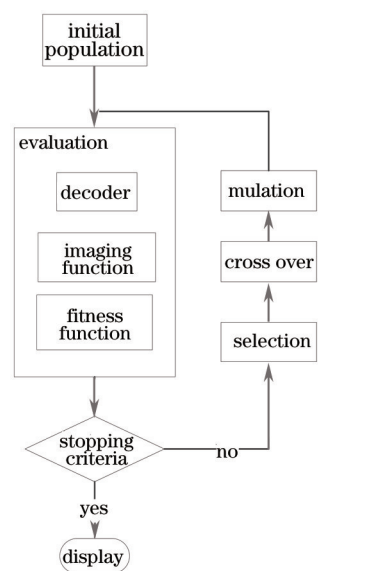


图1 GA-SMO 的流程图

Fig.1 Flow chart of GA-SMO

循环直到满足停止判据。常用的停止判据有优化停止代数和适应度阈值。基于遗传算法的光源掩模优化方法采用成像函数和适应度函数计算个体的适应度,无需计算适应度的梯度或 Hessian 矩阵,因此可以采用更加复杂的成像函数和适应度函数。

其中常用的适应度函数 $F(c)$ 包括对比度,关键尺寸(CD)^[12],归一化的像边缘对数斜率(NILS)^[13],边缘位置误差(EPE),边缘强度误差(EIE),边缘对比度惩罚(ECP)^[14],工艺窗口(PW)^[12]等。采用的适应度函数是图形误差(PE)^[7-8,10-11]:

$$F(c) = E_{PE} = \sum_{x,y} |I_{image} - I_{target}|^2, \quad (3)$$

式中 I_{target} 是优化目标成像, I_{image} 是光刻成像(光刻胶像), c 是光刻机的工艺条件如离焦量、曝光剂量、像差等。

根据阿贝成像理论^[15],光刻空间像的成像公式为

$$\hat{I}_{aerial}(\hat{x}, \hat{y}; z) = \iint \tilde{J}(\hat{f}, \hat{g}) \left\{ \iint \tilde{H}(\hat{f} + \hat{f}', \hat{g} + \hat{g}'; z) \tilde{O}(\hat{f}', \hat{g}') \exp[-i2\pi(\hat{f}'\hat{x} + \hat{g}'\hat{y})] d\hat{f}' d\hat{g}' \right\}^2 d\hat{f} d\hat{g}, \quad (4)$$

式中 $\tilde{J}(\hat{f}, \hat{g})$ 是有效光源;有效光源 $\tilde{J}(\hat{f}, \hat{g})$ 被离散近似为一组点光源 (\hat{f}, \hat{g}) , 中括号内部是点光源 (\hat{f}, \hat{g}) 照明得到的相干空间像; $\tilde{O}(\hat{f}', \hat{g}')$ 是掩模透射频谱; $\tilde{H}(\hat{f}, \hat{g}; z)$ 是离焦量为 z 时投影光学元件的传递函数:

$$\tilde{H}(\hat{f}, \hat{g}; z) = \tilde{H}_0(\hat{f}, \hat{g}; 0) R(\hat{f}, \hat{g}) \exp[+i2\pi\Phi(\hat{\rho}, \phi)] \exp(-i2\pi k_z^p z), \quad (5)$$

式中 $\tilde{H}_0(\hat{f}, \hat{g}; 0)$ 是焦面的理想光瞳函数, $R(\hat{f}, \hat{g})$ 是强度修正项, $\exp[+i2\pi\Phi(\hat{\rho}, \phi)]$ 中的光程差 Φ 是

$$\Phi(\hat{\rho}, \phi) = \sum_{j=1}^J c_j Z_j(\hat{\rho}, \phi), \quad (6)$$

式中 Z_j 和 c_j 分别是表征投影物镜波像差的 Zernike 多项式和 Zernike 多项式系数。

2.2 加权适应度函数方法

实际的光刻机存在曝光剂量、离焦量、像差等工艺条件误差。为了降低优化光源和掩模的成像对这些工艺条件误差的敏感度,通常采用加权适应度函数方法进行光源掩模优化。加权适应度函数方法是基于加权适应度函数的 GA-SMO 方法,该方法通过加权^[2,7-8]、均方根^[9]、数学期望^[10-11]等方法,将不同工艺条件下的适应度函数组合成一个标量加权适应度函数。

加权适应度函数的一般形式为

$$F = \sum_{i=1}^N w_i F(c_i), \quad (7)$$

式中 $F(c_i)$ 是工艺条件如离焦量、曝光剂量、像差、掩模误差等为 c_i 时的适应度函数; w_i 是 $F(c_i)$ 的权重系数。

常见的适应度函数 $F(c_i)$ 如 2.1 节所示。采用的适应度函数是光刻图形误差:

$$F(c_i) = E_{PE}(f_i) = \sum_{x,y} |I_{image} - I_{target}|^2, \quad (8)$$

式中 I_{target} 是目标图像, I_{image} 是光刻成像(光刻胶像)。

权重系数 w_i 是影响加权适应度函数方法优化结果的因素之一,通常根据经验或通过数值仿真实验优化得到。以数学期望法^[10-11]为例,其适应度函数为离焦量 f 随机变化时光刻图形误差的数学期望

$$F = E[E_{PE}(f)] = E \left\{ \sum_{x,y} |I_{image} - I_{target}|^2 \right\}, \quad (9)$$

由于图形误差的非线性,很难得到其数学期望。通常,将连续变化的离焦量 f 离散成为一系列概率为 $p(f_i)$ 的离散离焦量 f_i , 得到适应度函数的近似表达为

$$F = E[E_{PE}(f)] \approx \sum_i p(f_i) E_{PE}(f_i), \quad (10)$$

式中 $p(f_i)$ 即(7)式的权重系数 w_i 。

2.3 动态适应度函数方法

加权适应度函数方法需要工程师根据经验或者通过数值仿真实验优化得到最优的权重系数,增加了光源掩模优化的时间和难度。提出了一种不需要权重系数的动态适应度函数方法。

动态适应度函数方法是基于动态适应度函数的GA-SMO方法。其中动态适应度函数的基本形式为

$$F = F(c_v), \quad (11)$$

式中 $F(c_v)$ 是光刻工艺条件为 c_v 的适应度函数; c_v 是光刻工艺条件,如离焦量、曝光剂量、像差、掩模误差等。

如 2.2 节所示,实际的光刻机存在曝光剂量、离焦量、像差等工艺条件误差。这些光刻工艺条件通常满足一定的统计分布规律随机变化。在基于动态适应度函数的 GA-SMO 化过程中,动态适应度函数的光刻工艺条件 c_v 按照实际生产中光刻工艺条件的变化规律随机变化。因此,优化得到的光源和掩模图形的光刻成像对该工艺条件的随机变化不敏感,从而得到对该工艺条件稳健的优化光源和掩模图形。

以满足正态分布 (μ, σ) 的工艺条件 c_v 为例。如图 1 所示,在 GA-SMO 优化过程中计算遗传个体的适应度时,首先随机生成满足正态分布 (μ, σ) 的模拟工艺条件 c_v , 然后计算该工艺条件下的适应度函数 $F(c_v)$ 。在 GA-SMO 优化过程中,模拟工艺条件 c_v 动态变化,适应度函数 $F(c_v)$ 的值也相应地动态变化,从而得到对工艺条件 c_v 的变化不敏感的优化光源和掩模图形。

2.4 加权适应度函数方法和动态适应度函数方法对比

加权适应度函数方法需要根据经验或者通过数值仿真实验优化得到最佳的权重系数 w_i 以获得最佳的优化性能。其中权重系数优化的过程比较复杂,需要耗费额外的时间。提出的动态适应度函数方法不需要优化权重系数即可得到与加权适应度函数方法相近的性能,方法更加简单高效。

为了说明权重系数优化对加权适应度函数方法优化性能的影响,利用某典型逻辑电路的掩模图形进行了数值仿真实验。数值仿真条件如 3.1 节所示。其中,数值仿真的加权适应度函数为

$$y = E_{pe}(0) + wE_{pe}(f), \quad (12)$$

式中 $E_{pe}(f)$ 是离焦量 $f=150$ nm 时的光刻图形误差。对比实验的权重系数 w 如表 1 所示,其中第 6 组实验的权重为

$$w_6 = \tilde{p}(f) = p(f)/p(0), \quad (13)$$

式中 $\tilde{p}(f)$ 是离焦量 $f = 150$ nm 的归一化概率, $p(f)$ 是离焦量 $f = 150$ nm 的概率。随机离焦量 f 满足正态分布 $(\mu = 0, \sigma = 150$ nm)。

数值仿真实验得到的加权适应度函数方法优化的收敛曲线如图 2 所示,横轴为进化代数 G , 纵轴为适应度值 y 。从图 2 看出,不同权重系数下,加权适应度函数方法的收敛曲线变化趋势不一致;优化初期 ($G \leq 200$) 收敛曲线的波动和差异比较大,优化后期 ($G > 200$) 收敛曲线趋于稳定,其中收敛曲线 y_4 、 y_5 、 y_6 重合。加权适应度函数方法的优化截止代数与权重系数之间的关系如表 1 所示。从表 1 看出,截止代数与权重系数之间不存在简单的线性关系;当权重系数 $w = w_6$ 时,加权适应度函数方法的优化截止代数最大。

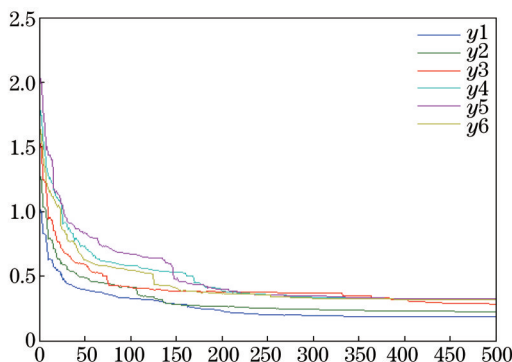


图 2 不同权重系数下加权适应度函数方法的优化收敛曲线

Fig.2 Convergence curves of weighted fitness methods under different weighted coefficients

表1 加权适应度函数方法对比实验的权重系数和截止代数

Table 1 Weighting coefficients and final generation of weighted fitness methods

y_i	y_1	y_2	y_3	y_4	y_5	y_6
w_i	0.0	0.25	0.5	0.75	1.0	$p(f)/p(0) \approx 0.61$
Final generation	712	622	611	674	708	793

综合图2和表1可见,权重系数会影响加权适应度函数方法的优化性能,因此有必要优化权重系数以提高加权适应度函数方法的优化性能。由于权重系数对加权适应度函数方法的影响比较复杂,最佳权重系数难以直接根据经验得到,需要通过数值仿真实验优化得到,增加了加权适应度函数方法优化的难度和时间。

此外文献[10-11]使用的加权适应度函数包含多个权重系数 w_{f_i} :

$$y = E_{PE}(0) + \sum_{i=1}^N w_{f_i} E_{PE}(f_i). \quad (14)$$

使用这种加权适应度函数的方法需要优化 N 项权重系数 w_{f_i} , 进一步增加了优化的难度和时间。同时,该方法需要计算 $N+1$ 次图形误差 $E_{PE}(f)$ 得到适应度 y , 增加了适应度函数的复杂度和计算时间。

另一方面,常见的加权适应度函数方法仅考虑了离焦量误差的影响。随着考虑的工艺条件误差增多(如像差、掩模制造误差等),方法使用的加权适应度函数变得更加复杂。以离焦量 f 和彗差 c 为例,同时考虑这两种工艺条件误差的加权适应度函数为

$$y = E_{PE}(0,0) + \sum_{j=1}^M \sum_{i=1}^N w_{(f_i, c_j)} E_{PE}(f_i, c_j). \quad (15)$$

与仅考虑离焦量误差[如(14)式所示]相比,此时需要优化 $N \times M$ 项权重系数,优化难度和计算时间进一步增大。

相比加权适应度函数方法,动态适应度函数方法采用动态适应度函数 $F = F(c_e)$ 模拟真实工艺条件误差对遗传优化的影响,得到对工艺条件误差不敏感的优化光源和掩模。该方法没有权重系数 w , 因此无需进行权重优化,节省了优化时间,降低了优化难度。此外动态适应度函数仅需要计算一次适应度值 $F(c_e)$ 。而加权适应度函数法需要计算多个子适应度值 $F(c_i)$, 通过求和得到总适应度值[如(14)式所示]。相比之下,动态适应度函数方法的适应度计算模块更小巧,更适合用于遗传算法等进化优化算法。随着考虑的工艺条件误差增多(如像差、掩模制造误差等),加权适应度函数方法的适应度计算公式变得更加复杂,优化难度和计算时间进一步增大[如(15)式所示]。相比之下,动态适应度函数方法的适应度计算公式不发生变化,仅需要调整遗传算法的参数(如种群规模、停止判据)。以离焦量 f 和彗差 c 为例,假设同时考虑这两种工艺条件误差的动态适应度函数为 $F(f,c)$, 那么在动态适应函数方法的优化过程中,仅需保证离焦量 f 和彗差 c 按照真实光刻机中离焦量和彗差的概率分布规律随机变化。

3 仿真结果与讨论

3.1 动态适应度函数方法和加权适应度函数方法的优化性能

为了证明动态适应度函数方法可以获得与权重优化后的加权适应度函数方法相近的工艺宽容度,利用典型逻辑电路的掩模图形(如图3所示)进行了数值仿真实验,分别对比了仅考虑离焦量误差时两种GA-SMO方法的优化性能,以及同时考虑离焦量误差与曝光剂量误差时两种GA-SMO方法的优化性能。

光刻机工作波长 $\lambda = 193 \text{ nm}$, 数值孔径 $NA=0.75$ 。光刻胶模型参数 $a = 80$, 阈值为 0.28。掩模特征尺寸 $V_{cd} = 100 \text{ nm}$ 。掩模为 6% 衰减相移掩模(attPSM)。掩模图形左右对称,其中右侧区域的掩模图形由 20 个矩形子掩模图形组成。光源图形 XY 对称,其中第一象限的光源图形由 20 个圆形子光源图形组成(圆形半径为 0.05)。

遗传算法的种群规模为 50。初始种群为均匀分布随机数,即初始光源和掩模为随机生成的照明光源和掩模图形。最小和最大进化代数分别为 600 代和 1000 代。当子代的加权适应度减小量小于 1.0×10^{-12} 时,遗传算法停止优化。选择算子是组规模为 4 的锦标赛选择算子。交叉算子是

$$V_{child} = V_{Parent1} + V_{rand} \times V_{Ratio} \times (V_{Parent2} - V_{Parent1}), \quad (16)$$

式中 V_{Parent} 和 V_{child} 分别是交叉操作前后的染色体, V_{rand} 是随机数, V_{Ratio} 为 1.2, 交叉概率为 0.6。变异算子的原理是随机选择染色体的部分片段,使用随机数代替,其中变异率为 0.01。

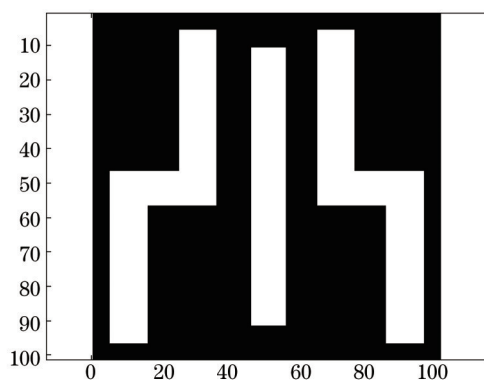


图3 优化目标图形

Fig.3 Target pattern of optimized SMO

3.1.1 仅考虑离焦量误差时两种方法的优化性能

假设光刻机中的离焦量 f 满足正态分布 ($\mu = 0, \sigma = 150 \text{ nm}$)。数值仿真实验中,加权适应度函数方法采用的适应度函数为

$$y = E_{\text{PE}}(0) + wE_{\text{PE}}(150), \quad (17)$$

式中 $E_{\text{PE}}(f)$ 是离焦量为 f 时的光刻图形误差;权重系数 $w = \bar{p}(150) = p(150)/p(0) \approx 0.61$, 其中 $\bar{p}(150)$ 是离焦量 $f = 150 \text{ nm}$ 时的归一化概率, $p(f)$ 是离焦量为 f 时的概率。动态适应度函数方法采用的适应度函数为

$$y = E_{\text{PE}}(f_v), \quad (18)$$

式中 $E_{\text{PE}}(f_v)$ 是离焦量为 f_v 时的光刻图形误差。在遗传算法优化过程中,离焦量 f_v 随机变化,满足正态分布 ($\mu = 0, \sigma = 150 \text{ nm}$)。

采用加权适应度函数方法和动态适应度函数方法分别进行 SMO。图 4(a), (b) 分别为两种方法优化后不同焦深处的光刻成像[空间像(上)和光刻胶像(下)]。图 5(a), (b) 分别为两种方法的优化结果[优化光源(上)和优化掩模(下)]。对比图 4(a) 和图 4 (b) 可知,两种方法优化后的可用焦深都达到了 200 nm, 具有相近的工艺宽容度。当离焦量为 200 nm 时,动态适应度函数方法的优化成像略好于加权适应度函数方法的优化成像。对比

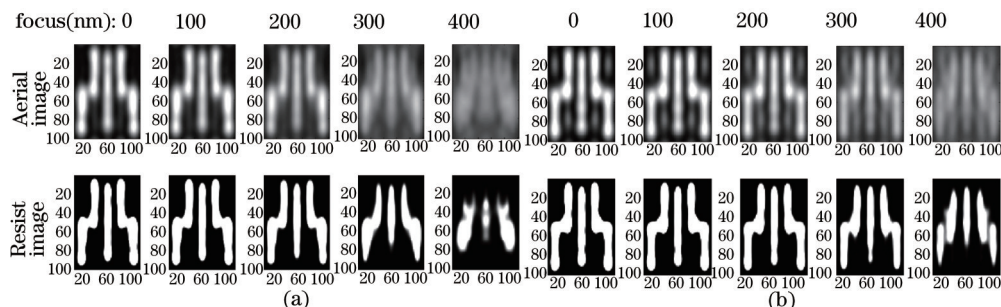


图4 优化后的空间像(上)和光刻胶像(下)。(a) 加权适应度函数方法; (b) 动态适应度函数方法

Fig. 4 Aerial images (upper row) and resist images (lower row) after optimization. (a) Weighted fitness method; (b) dynamic fitness method

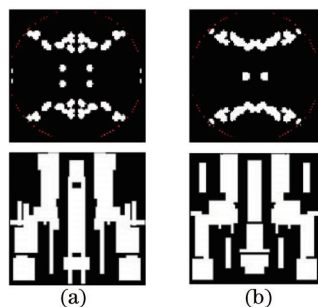


图5 优化光源(上)和优化掩模(下)。(a) 加权适应度函数方法; (b) 动态适应度函数法

Fig. 5 Optimized source pattern (upper row) and mask pattern (lower row). (a) Weighted fitness method; (b) dynamic fitness method

图 5(a)和图 5(b)可知,两种方法优化得到相近的优化光源和优化掩模。

3.1.2 同时考虑离焦量误差和曝光剂量误差时两种方法的优化性能

假设光刻机中的离焦量 f 满足正态分布 ($\mu_f=0, \sigma_f=150\text{ nm}$), 曝光剂量 d 满足正态分布 [$\mu_d=0.28, \sigma_d=\mu_d(1+\tilde{\sigma}_d), \tilde{\sigma}_d=0.15$], 离焦量 f 和曝光剂量 d 相互独立。数值仿真实验中,加权适应度函数方法采用的适应度函数为

$$y = E_{\text{PE}}(0,0) + w_1 E_{\text{PE}}(150,0) + w_2 E_{\text{PE}}(0,0.15), \quad (19)$$

式中 $E_{\text{PE}}(f,\tilde{d})$ 是离焦量为 f , 曝光剂量误差为 \tilde{d} 时光刻图形误差, 权重系数

$$\begin{aligned} w_1 &= \tilde{p}(150,0) = p(150,0)/p(0,0) = p_f(150)/p_f(0) \\ w_2 &= \tilde{p}(0,0.15) = p(0,0.15)/p(0,0) = p_d(0.15)/p_d(0) \end{aligned} \quad (20)$$

式中 $p_f(f)$ 是离焦量为 f 的概率, $p_d(\tilde{d})$ 是曝光剂量误差为 \tilde{d} 的概率, 曝光剂量 $d = \mu_d(1 + \tilde{d})$ 。动态适应度函数方法采用的适应度函数为

$$y = E_{\text{PE}}(f_v, d_v), \quad (21)$$

式中 $E_{\text{PE}}(f_v, d_v)$ 是离焦量为 f_v , 曝光剂量误差为 d_v 时的光刻图形误差。在遗传算法优化过程中,离焦量 f_v 和曝光剂量误差 d_v 独立随机变化,其中离焦量 f_v 满足正态分布 ($\mu_f=0, \sigma_f=150\text{ nm}$), 曝光剂量 d_v 满足正态分布 [$\mu_d=0.28, \sigma_d=\mu_d(1+\tilde{\sigma}_d), \tilde{\sigma}_d=0.15$]。

采用加权适应度函数方法和动态适应度函数方法进行 SMO。图 6 (a)、(b)分别为两种方法优化后的光刻成像[不同离焦量下的空间像(上)、无曝光剂量误差的光刻胶像(中)和存在曝光剂量误差的光刻胶像(下)]。图 7 (a)、

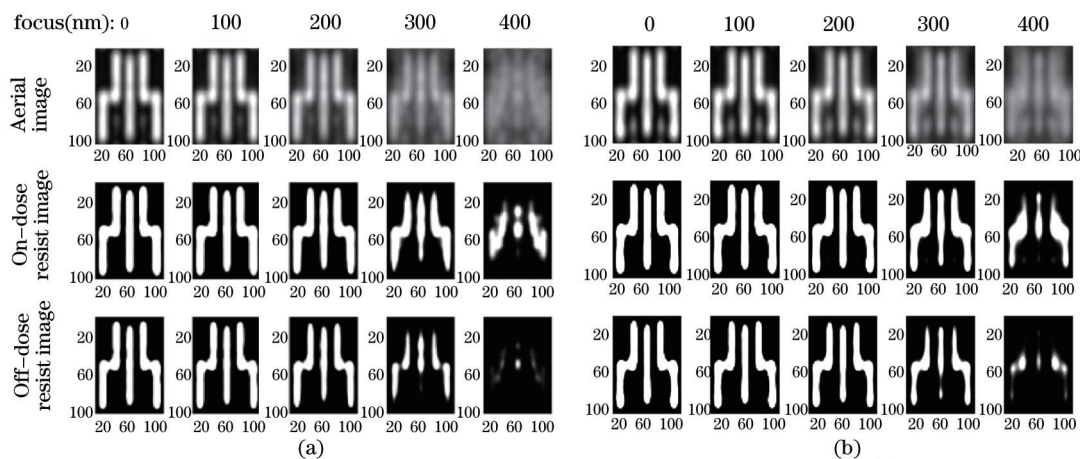


图 6 优化后的空间像(上)、无曝光剂量误差的光刻胶像(中)和存在曝光剂量误差的光刻胶像(下)。

(a) 加权适应度函数方法; (b) 动态适应度函数法

Fig.6 Aerial images (upper row), resist images without dose error (middle row) and resist images under dose error (lower row) after optimization. (a) Weighted fitness method; (b) dynamic fitness method

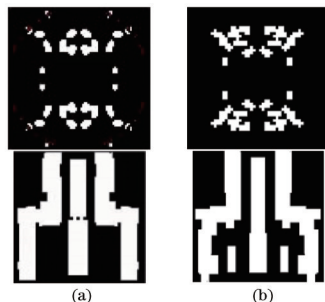


图 7 优化后的光源图形(上)和掩模图形(下)。(a) 加权适应度函数方法; (b) 动态适应度函数法

Fig.7 Optimized source pattern (upper row) and mask pattern (lower row). (a) Weighted fitness method; (b) dynamic fitness method

(b)分别为两种方法的优化结果[优化光源(上)和优化掩模(下)].对比图6(a)和图6(b)可知,当曝光剂量误差为15%时,两种方法优化后的可用焦深都达到了200 nm,具有相近的工艺宽容度。当曝光剂量误差为15%,离焦量为200 nm时,动态适应度函数方法的优化成像略好于加权适应度函数方法的优化成像。对比图7(a)和图7(b)可知,两种方法优化得到相近的优化光源和优化掩模。

3.2 同时考虑离焦量误差和彗差时动态适应度函数方法的优化性能

为了证明动态适应度方法可以用于降低SMO优化光源和掩模对其他工艺条件误差如彗差的敏感度,利用某逻辑电路的掩模图形(如图3所示)进行了数值仿真实验,在同时考虑离焦量 f 和三阶 X 轴彗差 $c(Z_7)$ 的条件下进行了SMO优化。其中遗传算法的种群规模为200,最小和最大进化代数分别为300代和500代。

假设光刻机中的离焦量 f 满足正态分布($\mu_f = 0, \sigma_f = 150$ nm),三阶 X 轴彗差 c 满足正态分布($\mu_c = 0, \sigma_c = 0.2$),离焦量 f 和三阶 X 轴彗差 c 相互独立。数值仿真实验中,动态适应度函数方法采用的适应度函数为

$$y = E_{PE}(f_v, c_v), \quad (22)$$

式中 $E_{PE}(f_v, d_v)$ 是离焦量为 f_v ,三阶 X 轴彗差为 c_v 时的光刻图形误差。在遗传算法优化过程中,离焦量 f_v 和三阶 X 轴彗差 c_v 独立随机变化,其中离焦量 f_v 满足正态分布($\mu_f = 0, \sigma_f = 150$ nm),三阶 X 轴彗差 c 满足正态分布($\mu_c = 0, \sigma_c = 0.2$)。遗传算法的优化初始种群为随机生成的照明光源和掩模图形。

图8是优化前后不同离焦量与三阶 X 彗差下的光刻胶像,其中优化前的光源为环形光源($\sigma_{in} = 0.6, \sigma_{out} = 0.9$),优化前的掩模与目标图形(如图3所示)相同。图9是SMO优化的适应度收敛曲线、优化光源、优化掩模、离焦光

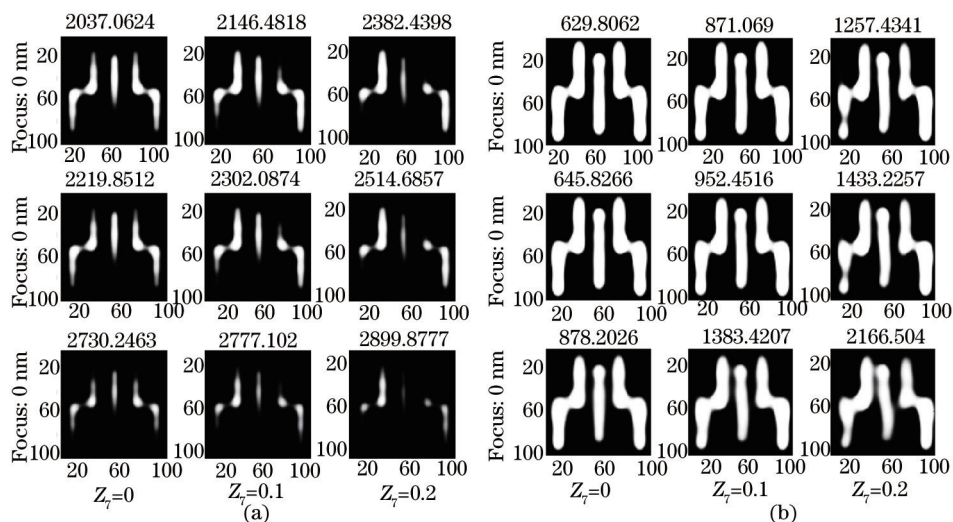


图8 不同离焦量与三阶 X 彗差下的光刻胶像。(a)优化前;(b)优化后

Fig.8 Resist images under different focus and Z_7 coma. (a) Before SMO; (b) after SMO

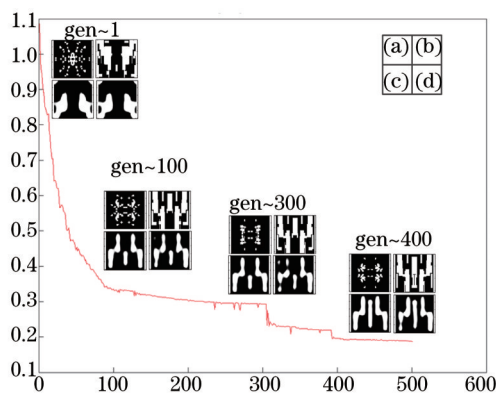


图9 焦深和 Z_7 彗差同时变化情况下GA-SMO收敛的适应度曲线。(a)优化光源;(b)优化掩模;(c)离焦光刻胶像和(d)彗差光刻胶像

Fig.9 Convergence curve. (a) optimized source pattern, (b) optimized mask; (c) optimized resist images of GA-SMO under focus error and (d)under Z_7 coma error respectively

刻胶像和彗差光刻胶像。其中离焦光刻胶像的离焦量为 150 nm, 彗差光刻胶像的三阶 X 轴彗差为 0.2。对比图 8(a)、(b)可知, 优化后光刻成像误差减少, 图像保真度明显提高。当三阶 X 轴彗差 $c_3 = 0.1$ 时, 优化光源与掩模的可用焦深达到 200 nm。由图 9 可知, 同时考虑离焦量和彗差时, SMO 优化 400 代后得到理想的离焦光刻胶像。

4 结 论

提出了一种基于动态适应度函数的光刻机 SMO。本方法无需优化权重系数, 即可获得与权重优化后的加权适应度函数方法相近的工艺宽容度, 节省了 SMO 优化的时间。仿真实验表明, 曝光剂量误差为 15% 时, 该方法优化得到的某逻辑图形的优化光源和掩模的可用焦深达到 200 nm, 与优化后的加权适应度函数方法相近。此外本方法可用于降低 SMO 优化光源和掩模对其他工艺条件误差如彗差的敏感度。仿真实验表明, 当三阶 X 轴彗差 $c_3 = 0.1$ 时, 本方法优化得到的光源和掩模的可用焦深达到 200 nm。本方法可以用于基于复杂光刻成像模型的光源与掩模优化, 提高光刻系统分辨率。

参 考 文 献

- 1 Semiconductor Industry Association. International Technology Roadmap for Semiconductor[M]. Sematech, 1999.
- 2 T Fuehner, A Erdmann, T Schnattinger. Genetic algorithms for geometry optimization in lithographic imaging systems[C]. SPIE, 2004, 5558: 29-40.
- 3 Chaoxing Yang, Xiangzhao Wang, Sikun Li, *et al.*. Source mask optimization using real-coded genetic algorithms[C]. SPIE, 2013, 8683: 86831T.
- 4 Chaoxing Yang, Sikun Li, Xiangzhao Wang. Efficient source mask optimization using multipole source representation[J]. J Micro/Nanolith MEMS MOEMS, 2014, 13(4): 043001.
- 5 Cai Yanmin, Wang Xiangzhao, Bu Yang, *et al.*. Optical design of Fourier transform lens for measurement of illumination pupil of lithography tools[J]. Chinese J Lasers, 2015, 42(4): 0416001.
蔡燕民, 王向朝, 步 扬, 等. 光刻机照明光瞳测量用傅里叶变换物镜光学设计[J]. 中国激光, 2015, 42(4): 0416001.
- 6 Wu Feibin, Tang Feng, Wang Xiangzhao, *et al.*. Study on Ronchi shearing interferometry for wave-front aberration measurement of lithography projection lens[J]. Chinese J Lasers, 2015, 42(3): 0308008.
吴飞斌, 唐 锋, 王向朝, 等. Ronchi 剪切干涉光刻投影物镜波像差检测技术研究. 中国激光, 2015, 42(3): 0308008.
- 7 Li Zhaoze, Li Sikun, Wang Xiangzhao. Source and mask optimization using stochastic parallel gradient descent algorithm in optical lithography[J]. Acta Optica Sinica, 2014, 34(9): 0911002.
李兆泽, 李思坤, 王向朝. 基于随机并行梯度速降算法的光刻机光源与掩模联合优化方法. 光学学报, 2014, 34(9): 0911002.
- 8 Yao Peng, Jinyu Zhang, Yan Wang, *et al.*. Gradient-based source and mask optimization in optical lithography [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2011, 20(10): 2856-2864.
- 9 T Hashimoto, Y Kai, K Masukawa, *et al.*. Robust SMO methodology for exposure tool and mask variations in high volume production[C]. SPIE, 2013, 8683: 868309.
- 10 Sikun Li, Xiangzhao Wang, Yang Bu. Robust pixel-based source and mask optimization for inverse lithography[J]. Optics & Laser Technology, 2012, 45: 285-293.
- 11 Yijiang Shen, Ningning Jia, Ngai Wong, *et al.*. Robust level-set-based inverse lithography[J]. Opt Express, 2011, 19(6): 5511-5521.
- 12 T Fuhner, P Evanschitzky, A Erdmann. Mutual source, mask, and projector pupil optimization[C]. SPIE, 2012, 8326: 83260I.
- 13 Guo Liping, Huang Huijie, Wang Xiangzhao. Off-axis illumination for optical lithography[J]. Laser Journal, 2005, 26(1): 23-25.
郭立萍, 黄惠杰, 王向朝. 光学光刻中的离轴照明技术[J]. 激光杂志, 2005, 26(1): 23-25.
- 14 J H Chang, C C Chen, L S Melvin III. Hierarchical kernel generation for SMO application[C]. SPIE, 2011, 7973: 797323.
- 15 A K K Wong. Optical imaging in projection microlithography[C]. SPIE, 2005.

栏目编辑: 韩 峰