

基于粒子群优化算法的光刻机光源优化方法

王磊^{1,2} 李思坤¹ 王向朝^{1,2} 闫观勇^{1,2} 杨朝兴^{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 提出了一种基于粒子群优化算法的光刻机光源优化方法。将光源信息编码为粒子,利用图形误差作为评价函数,通过更新粒子的速度与位置信息不断迭代优化光源图形。对周期接触孔阵列和含有交叉门的复杂掩模图形的仿真验证表明,两者的图形误差分别降低了66.1%和27.3%,有效提高了光刻成像质量。与基于遗传算法的光源优化方法相比,该方法具有更快的收敛速度。另外,还研究了像差和离焦对本方法稳健性的影响。

关键词 光学制造;光刻;分辨率增强技术;光源掩模优化;光源优化;粒子群优化

中图分类号 O436.1

文献标识码 A

doi: 10.3788/AOS201535.0422002

Source Optimization Using Particle Swarm Optimization Algorithm in Optical Lithography

Wang Lei^{1,2} Li Sikun¹ Wang Xiangzhao^{1,2} Yan Guanyong^{1,2} Yang Chaoxing^{1,2}

¹Laboratory of Information Optics and Opto-Electronic Technology, Shanghai Institute of Optics and Fine Mechanics, Chinese Academy of Sciences, Shanghai 201800, China

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

Abstract An efficient source optimization method using particle swarm optimization algorithm is proposed. The fidelity is adopted as the fitness function. Sources are encoded into particles, and then optimization is implemented by updating the velocities and positions of these particles. This method is demonstrated by using two typical mask patterns, including a periodic array of contact holes and a complex pattern with cross gate design. The pattern errors are reduced by 66.1% and 27.3%, respectively. The results show that the proposed method leads to faster convergence than the source optimization method using genetic algorithm while improving the image quality at the same time. The robustness of the proposed method is also verified by adding aberrations and defocus respectively.

Key words optical fabrication; optical lithography; resolution enhancement technique; source mask optimization; source optimization; particle swarm optimization

OCIS codes 220.4610; 220.3740; 110.2945; 110.1758

1 引言

光刻技术是极大规模集成电路制造的关键技术之一。光刻分辨率决定集成电路图形的特征尺寸^[1]。在曝光波长与数值孔径一定的情况下,需要通过改善光刻胶工艺和采用分辨率增强技术减小工艺因子,提高光刻分辨率^[2]。光源优化(SO)是一种重要的分辨率增强技术。它通过改变光源强度分布调整入射光的强度和方向^[3]。SO既可以单独使用,也可以与掩模优化(MO)联合,作为光源掩模优化(SMO)的一部分使用以提高光刻成像性能^[4]。

收稿日期: 2014-10-24; 收到修改稿日期: 2014-11-23

基金项目: 国家自然科学基金(61275207, 61205102, 61405210)

作者简介: 王磊(1990—),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: wangleizjucn@gmail.com

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方面的研究。

E-mail: wxz26267@siom.ac.cn

自离轴照明技术发明以来,已有不少学者对SO进行了研究^[5-7]。近来, FlexRay^[8]等自由照明技术为SO提供了更高的自由度。Granik^[9]对光源的不同表达方式和优化评价函数进行了分类。Kehan等^[10]从理论和仿真上对基于像素表示的SO的优点进行了证明。Yu等^[11]提出了一种基于共轭梯度算法的SO。Song等^[4]将压缩感知应用于SO,提高了空间像的对比度。Yan等^[12]提出了一种基于二次规划的SO。另一方面,SO是SMO的重要组成部分。自Rosenbluth等^[13]首先提出光源与掩模联合优化的思想以来,已有许多算法应用于SMO。用于SMO的算法主要有梯度法^[14-19]、水平集法^[20-21]、增广拉格朗日法^[22]和遗传算法^[23-25]等。其中, Erdmann等^[23]提出的基于遗传算法的SMO,不需要光刻的先验知识,可以选择任意的成像模型和优化目标,具有很强的适应性。然而,基于遗传算法的SMO存在收敛速度偏低的问题。粒子群优化算法(PSO)^[26]与遗传算法同属于启发式算法,均是从随机解出发,利用事先定义好的适应度准则衡量个体的优劣程度,且通过更新下一代获得最优解^[27]。然而,粒子群优化算法没有遗传算法的交叉和变异操作,其寻优是通过追随当前搜索到的最优解实现的,所有粒子可以更快收敛于最优解。由于其具有原理简单、易于实现、收敛速度快等优点,目前已经广泛应用于函数优化、神经网络、机器学习等领域^[28]。

本文提出了一种基于粒子群优化算法的光刻机光源优化方法。将基于像素表示的光源编码为粒子,以图形误差(PE)为评价函数,通过更新粒子的速度与位置信息不断迭代优化光源图形。选取周期接触孔阵列和含有交叉门的复杂掩模图形对本方法进行验证,与基于遗传算法的光源优化方法相比,该方法具有更快的收敛速度。另外,还研究了像差和离焦对优化结果的影响。

2 光刻成像模型

图1所示为光刻成像系统示意图^[29]。照明光源发出的光束照射掩模并发生衍射,其在投影物镜数值孔径内的部分衍射级次进入投影物镜并会聚到像面成像。

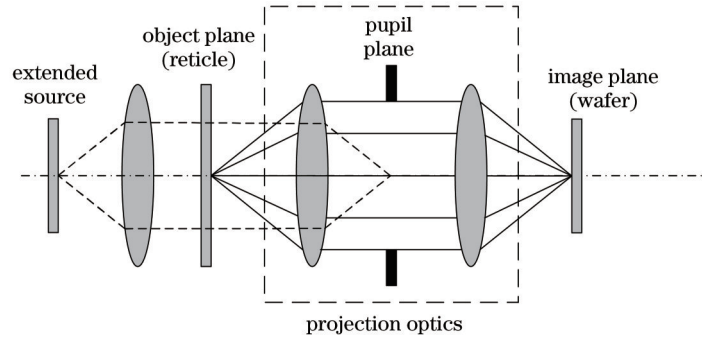


图1 光刻成像系统示意图

Fig.1 Schematic diagram of lithography imaging system

根据阿贝成像原理^[29],空间像可以看作不同位置点光源相干照明成像的叠加,其成像公式如下:

$$\hat{I}_a(\hat{x}, \hat{y}, z) = \iint_{-\infty}^{+\infty} \tilde{J}(\hat{f}, \hat{g}) \left| \iint_{-\infty}^{+\infty} \tilde{H}(\hat{f} + \hat{f}', \hat{g} + \hat{g}'; z) \tilde{O}(\hat{f}', \hat{g}') \cdot \exp[-i2\pi(\hat{f}'\hat{x} + \hat{g}'\hat{y})] d\hat{f}' d\hat{g}' \right|^2 d\hat{f} d\hat{g}, \quad (1)$$

式中 (\hat{x}, \hat{y}) 和 (\hat{f}, \hat{g}) 分别是像面和瞳面的归一化坐标, $\tilde{J}(\hat{f}, \hat{g})$ 表示有效光源, $\tilde{O}(\hat{f}', \hat{g}')$ 为掩模衍射谱, $\tilde{H}(\hat{f}, \hat{g}; z)$ 为系统传递函数,其表达式如下:

$$\tilde{H}(\hat{f}, \hat{g}; z) = \tilde{H}_0(\hat{f}, \hat{g}; 0) R(\hat{f}, \hat{g}) \exp[i2\pi\Phi(\hat{\rho}, \phi)] \exp(-i2\pi k_z^p z), \quad (2)$$

其中, $\tilde{H}_0(\hat{f}, \hat{g}; 0)$ 表示理想光瞳函数,在单位圆内为1,单位圆外为0。 $R(\hat{f}, \hat{g})$ 为倾斜因子,其表达式为

$$R(\hat{f}, \hat{g}) = \sqrt[4]{\frac{1 - n_{\text{image}}^2 M^2 \hat{\rho}^2 \sin^2 \theta_{\text{obj}}}{1 - \hat{\rho}^2 \sin^2 \theta_{\text{obj}}}}, \quad (3)$$

其中 n_{image} 为成像空间折射率, M 为横向放大率。

像差对成像系统的影响用 $\exp[i2\pi\Phi(\hat{\rho}, \phi)]$ 表示,其中 $\Phi(\hat{\rho}, \phi)$ 的表达式为

$$\Phi(\hat{\rho}, \phi) = \sum_{j=1}^J c_j Z_j(\hat{\rho}, \phi), \quad (4)$$

其中, Z_j 为泽尼克多项式, c_j 为对应的泽尼克系数。离焦对成像的影响由 $\exp(-i2\pi k_z^p z)$ 表示, 其中 k_z^p 表示 z 方向的传播矢量。

空间像通过曝光、显影和刻蚀等流程最终在硅片上形成光刻胶像^[30]。采用 Sigmoid 函数^[31]表示上述过程, 光刻胶像 $I_r(x, y)$ 与空间像 $I_a(x, y)$ 的关系为:

$$I_r(x, y) = \text{sig}[I_a(x, y)] = \frac{1}{1 + \exp\{-\alpha[I_a(x, y) - t_r]\}}, \quad (5)$$

其中, t_r 为光刻胶阈值, α 为光刻胶灵敏度。

3 基于粒子群优化算法的光源优化

3.1 粒子群优化算法原理

在粒子群优化算法中, 优化问题的每个解被抽象为搜索空间中一个没有质量和体积的粒子。每个粒子都具有速度、位置以及由评价函数确定的适应度值。粒子群优化算法首先初始化一群随机粒子, 然后粒子们追随当前的最优粒子在解空间中搜索, 通过迭代寻找最优解^[32]。假设 d 维搜索空间中粒子 i 的速度和位置分别为 $v_i = (v_{i,1}, v_{i,2}, \dots, v_{i,d})$ 和 $x_i = (x_{i,1}, x_{i,2}, \dots, x_{i,d})$ 。如图 2 所示, 在每次迭代中, 粒子 i 通过跟踪两个“极值”更新自己: 第一个是粒子 i 本身找到的最优位置, 即个体极值 $p_{\text{best},i}$; 第二个是整个群体目前找到的最优位置, 即全局极值 g_{best} 。标准的粒子群优化算法中粒子的速度和位置更新公式^[33]如下:

$$v_{i,j}^{(k+1)} = \omega \cdot v_{i,j}^{(k)} + c_1 r_1 [p_{i,j}^{(k)} - x_{i,j}^{(k)}] + c_2 r_2 [p_{g,j}^{(k)} - x_{i,j}^{(k)}], \quad (6)$$

$$x_{i,j}^{(k+1)} = x_{i,j}^{(k)} + v_{i,j}^{(k+1)}, \quad j = 1, 2, \dots, d, \quad (7)$$

式中 $v_{i,j}^{(k)}$ 和 $x_{i,j}^{(k)}$ 分别表示第 k 次迭代时粒子 i 第 j 维的速度和位置, ω 为惯性权重, c_1 和 c_2 为学习因子, r_1 和 r_2 为 [0,1] 范围内的均匀随机数, $p_{i,j}$ 表示第 k 次迭代时粒子 i 第 j 维上的 $p_{\text{best},i}$, $p_{g,j}$ 表示第 k 次迭代时整个种群第 j 维上的 g_{best} 。此外, 粒子群优化算法中粒子的速度被最大速度 v_{max} 所限制。图 2 所示为粒子更新示意图。

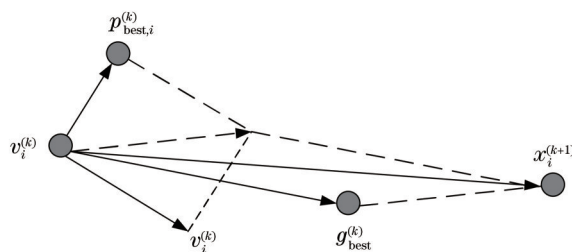


图 2 粒子更新示意图

Fig.2 Diagram of particle updating

从图 2 及(6)式中可以看出, 粒子速度由三部分构成: 第一部分表示粒子前一时刻的速度, 表明粒子目前的状态; 第二部分是粒子的“个体认知”部分, 表示粒子对自身行为的认识; 第三部分是粒子的“社会认知”部分, 表示粒子间信息的共享。三者共同决定粒子在搜索空间中的搜索能力^[34]。

标准粒子群优化算法的流程如图 3 所示。首先, 初始化粒子群, 将各粒子的当前位置作为其个体极值 p_{best} 。其次, 评价各粒子的适应度值, 将具有最优适应度值的粒子的位置作为全局极值 g_{best} 。然后, 判断是否满足结束条件, 若满足则输出 g_{best} 并结束; 否则根据公式(6)和(7)更新各粒子的速度和位置, 由评价函数评价更新后各粒子的适应度值, 并更新 p_{best} 和 g_{best} 。最后, 判断是否满足结束条件, 若满足则输出 g_{best} 并结束; 否则再次更新粒子的速度和位置、评价适应度值并更新 p_{best} 和 g_{best} , 直到满足条件结束。

为平衡算法的全局和局部搜索能力, Shi 等^[33, 35]提出了含有线性递减惯性权重的粒子群优化算法, 惯性权重随着算法迭代次数的变化公式为

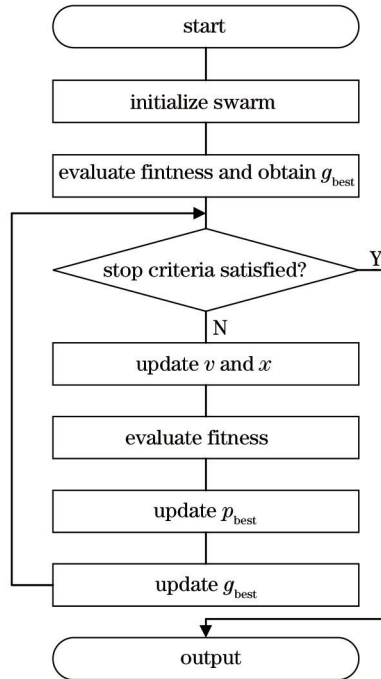


图3 粒子群优化等法流程图

Fig.3 Flow chart of PSO process

$$\omega = \omega_{\max} - \frac{t(\omega_{\max} - \omega_{\min})}{t_{\max}}, \quad (8)$$

式中 ω_{\max} 和 ω_{\min} 分别表示权重的最大值和最小值, t 表示当前迭代步数, t_{\max} 表示最大迭代步数。

为有效控制粒子的飞行速度,减小粒子在最优解附近的振荡以及保证收敛, Clerc 等^[32]提出带压缩因子的粒子群优化算法。带压缩因子 φ 的粒子速度更新公式为

$$v_{ij}^{(k+1)} = \varphi \left\{ v_{ij}^{(k)} + c_1 r_1 [p_{ij}^{(k)} - x_{ij}^{(k)}] + c_2 r_2 [p_{gj}^{(k)} - x_{ij}^{(k)}] \right\}, \quad (9)$$

其中, $\varphi = \frac{2}{|2 - C - \sqrt{C^2 - 4C}|}$, $C = c_1 + c_2 > 4$ 。

将两者结合得到含有压缩因子和惯性权重的粒子群^[36-37]算法,其速度更新公式为

$$v_{ij}^{(k+1)} = \varphi \left\{ \omega \cdot v_{ij}^{(k)} + c_1 r_1 [p_{ij}^{(k)} - x_{ij}^{(k)}] + c_2 r_2 [p_{gj}^{(k)} - x_{ij}^{(k)}] \right\}. \quad (10)$$

下面对粒子群算法收敛性进行分析^[34,38-39]。含有压缩因子和惯性权重的粒子群算法速度和位置更新公式如下:

$$v_{ij}^{(k+1)} = \varphi \left\{ \omega \cdot v_{ij}^{(k)} + c_1 r_1 [p_{ij}^{(k)} - x_{ij}^{(k)}] + c_2 r_2 [p_{gj}^{(k)} - x_{ij}^{(k)}] \right\}, \quad (11)$$

$$x_{ij}^{(k+1)} = x_{ij}^{(k)} + v_{ij}^{(k+1)}, j = 1, 2, \dots, d. \quad (12)$$

将上式改写为如下形式:

$$\begin{bmatrix} x_{ij}^{(k+1)} \\ v_{ij}^{(k+1)} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 - \varphi(c_1 r_1 + c_2 r_2) & \omega \varphi \\ -\varphi(c_1 r_1 + c_2 r_2) & \omega \varphi \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_{ij}^{(k)} \\ v_{ij}^{(k)} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varphi c_1 r_1 & \varphi c_2 r_2 \\ \varphi c_1 r_1 & \varphi c_2 r_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} p_{ij}^{(k)} \\ p_{gj}^{(k)} \end{bmatrix}, \quad (13)$$

要使迭代方程 $x^{(k+1)} = Ax^{(k)} + d$ 收敛,需要保证迭代矩阵 A 的谱半径小于 1,其中 A 为

$$A = \begin{bmatrix} 1 - \varphi(c_1 r_1 + c_2 r_2) & \omega \varphi \\ -\varphi(c_1 r_1 + c_2 r_2) & \omega \varphi \end{bmatrix}. \quad (14)$$

为简化表示,令 $\xi = c_1 r_1 + c_2 r_2$,则迭代矩阵 A 表示如下:

$$A = \begin{bmatrix} 1 - \varphi\xi & \omega\varphi \\ -\varphi\xi & \omega\varphi \end{bmatrix}, \quad (15)$$

其特征多项式为 $\lambda^2 - (\omega\varphi - \xi\varphi + 1)\lambda + \omega\varphi = 0$, 设 λ_1 和 λ_2 是 A 的两个特征值, A 的谱半径为 $\rho(A) = \max(|\lambda_1|, |\lambda_2|)$ 。将 r_1 和 r_2 取期望值表示算法的平均性能, 则 $\xi = (r_1 + r_2)/2$ 。要使得 $\rho(A) < 1$, 需要满足条件 $\frac{\xi}{2} - \frac{1}{\varphi} < \omega < \frac{1}{\varphi}$, 此时算法收敛。

3.2 基于粒子群优化算法的光源优化

光源与掩模均由像素表示, 像素化的光源与掩模定义^[19]如下:

$$\begin{aligned} J(f, g) &\geq 0 \\ M(i, j) &\in S \end{aligned} \quad (16)$$

其中 (f, g) 与 (i, j) 为光源与掩模像素的位置坐标。 M 为掩模透过率函数, S 为掩模透过率的取值范围。对于二元掩模 $S = \{0, 1\}$, 对于相移掩模 $S = \{-1, 0, 1\}$ 。为防止透镜损伤, 光源光强受到一定限制:

$$\max[J(f, g)] \leq J_{\max}. \quad (17)$$

对光源归一化后得到:

$$\hat{J}(f, g) = \frac{J(f, g)}{J_{\max}}. \quad (18)$$

为防止光源像素值超过 1, 引入如下参数转换:

$$\hat{J}(f, g) = \frac{1 + \cos[\theta(f, g)]}{2}, \quad (19)$$

其中 θ 为优化变量。由上述转换可将约束优化问题转化为无约束优化问题。

为保证光源对称性, 只对光源的部分像素进行编码, 其余部分对称获得。光源编码示意图如图 4 所示。

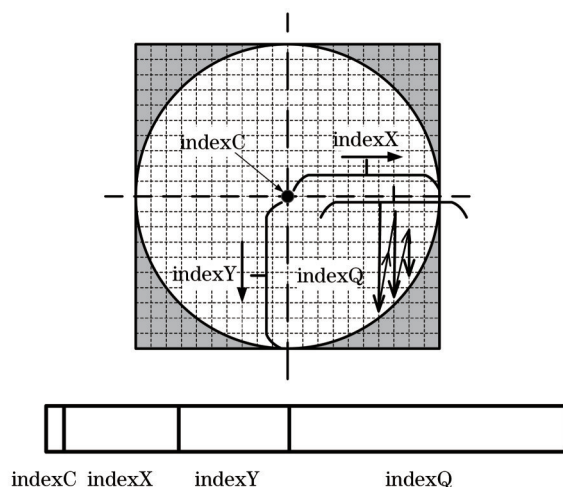


图 4 光源编码示意图

Fig.4 Schematic diagram of source encoding

如图 4 所示, 离散化的光源由像素表示, 且按照 indexC、indexX、indexY、indexQ 的顺序编码。以上四部分分别表示中心点、 x 半轴、 y 半轴和某象限内的点。其中, 象限内的点按照从上到下, 从左到右的顺序排列。

优化方法以 PE 为评价函数。PE 定义为光刻胶图形与目标图形每一点差异的平方和:

$$f_{PE} = \|I_r - I_t\|_2^2, \quad (20)$$

其中 I_r 为掩模通过光刻成像系统后得到的光刻胶图形, I_t 为目标图形。PE 值越小, 表示输出图形与理想图形的差异越小。

将目标图形作为初始掩模, 将传统的四极照明作为初始光源, 将图形误差作为评价函数。整个优化流程如图 5 所示。

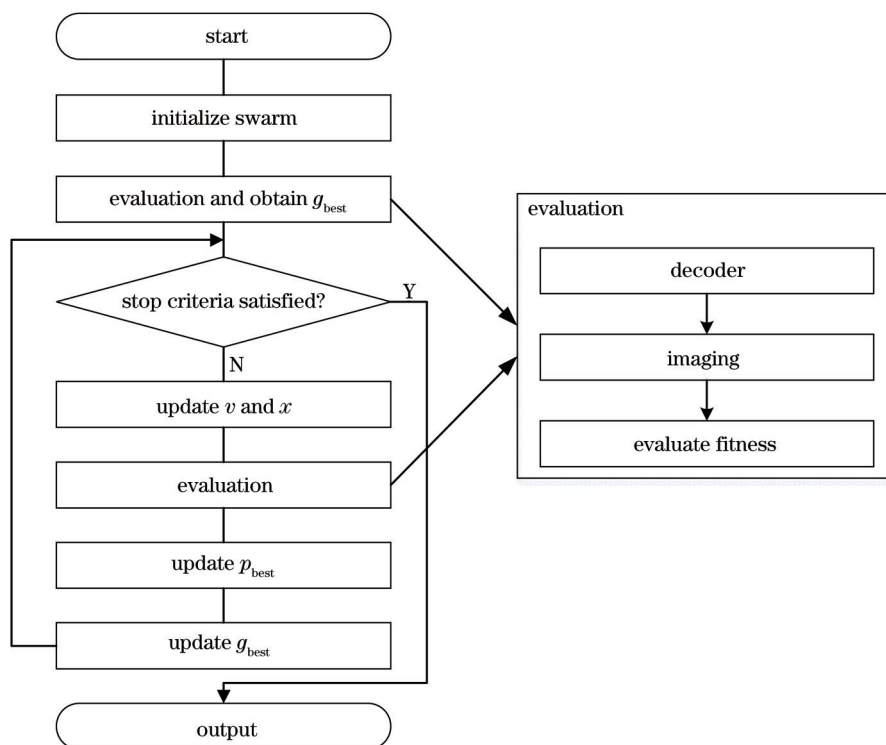


图5 基于粒子群优化算法的光源优化方法的流程图

Fig.5 Flow chart of source optimization based on PSO

具体的优化过程为：

1) 初始化光源图形,确定对应于光源的变量 θ ,将其编码后作为种群中某粒子的位置信息,并随机初始化其速度。随机初始化其余各粒子的位置和速度。将目标图形作为掩模图形。初始化光刻胶阈值 t ,和灵敏度 α 。初始化粒子群规模 N 、最大速度 v_{max} 、惯性权重值 ω 、学习因子 c_1 和 c_2 、评价函数阈值 F_s 、最大迭代次数 k_m 。将各粒子的个体极值 p_{best} 初始化为其当前位置。

2) 根据评价函数评价各粒子的适应度值。将解码后的粒子位置信息作为光源,连同掩模代入成像公式获得光刻胶像,并将其与目标图形对比,带入PE计算公式得到适应度值。将全局极值 g_{best} 初始化为具有最优适应度值的粒子的位置。

3) 若满足结束条件(通常为迭代次数达到 k_m 或评价函数值小于 F_s),则将此时 g_{best} 解码后的信息作为优化后光源输出,并结束程序;否则,继续执行下一步。

4) 由(11)式和(12)式更新粒子的速度和位置。

5) 根据评价函数评价更新后各粒子的适应度值。

6) 对每个粒子,将当前PE值与 p_{best} 对应的PE值比较,如果当前PE值优于 p_{best} 对应的PE值,则更新 p_{best} 为当前位置。

7) 对每个粒子,将当前PE值与 g_{best} 对应的PE值比较,如果当前PE值优于 g_{best} 对应的PE值,则更新 g_{best} 为当前位置。转到步骤3),继续执行程序直到结束。

4 数值仿真实验

对基于粒子群优化算法的光源优化方法进行仿真实验验证其有效性。粒子群种群规模 $N=30$,学习因子 $c_1=c_2=2.05$,惯性权重 $\omega_{max}=0.9$, $\omega_{min}=0.4$,速度最大值 $v_{max}=1$ 。评价函数阈值 $F_s=180$,最大迭代次数 $k_m=60$ 。初始光源照明模式为四极照明,大小为 11×11 个像素点,部分相干因子 $\sigma=0.2$ 。将初始光源作为某粒子的位置信息,其速度随机初始化。对其他粒子的位置和速度进行随机初始化。掩模为由 81×81 个点组成的接触孔阵列图形,实际大小为 $210\text{ nm}\times 210\text{ nm}$ 。掩模特征尺寸为 45 nm ,光刻机工作波长 $\lambda=193\text{ nm}$,数

值孔径 $NA=1.35$, 折射率 $n=1.44$, 缩放倍率 $R=4$ 。光刻胶模型参数 $a=25$, 阈值 $t_r=0.25$ 。图 6(a)、(b)为初始化的光源和掩模, 图 6(c)、(d)为优化前后的光刻胶像。

优化后的光源图形和收敛曲线如图 7 所示。

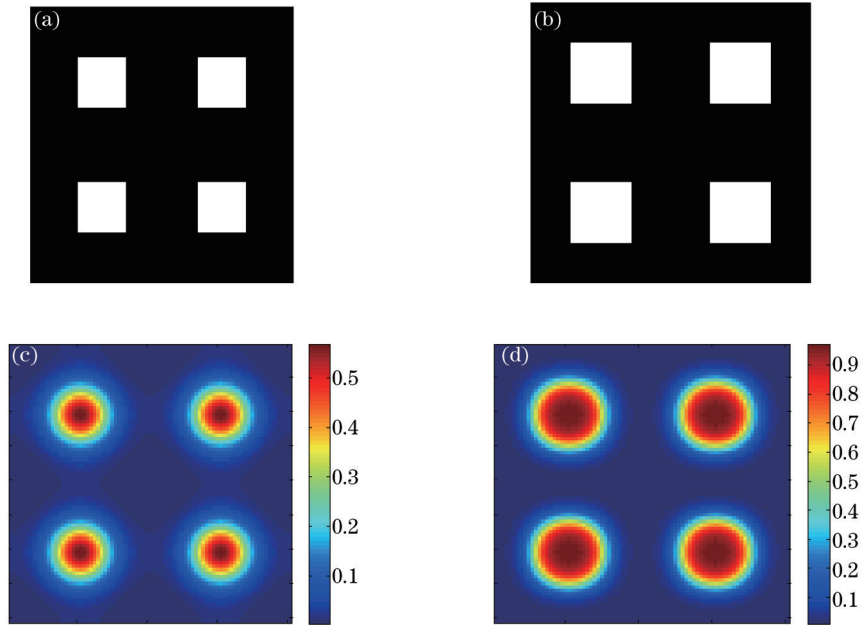


图 6 (a)初始光源;(b)掩模图形;(c)优化前光刻胶像;(d)优化后光刻胶像

Fig.6 (a) Initial source; (b) mask pattern; (c) resist image before optimization; (d) resist image after optimization

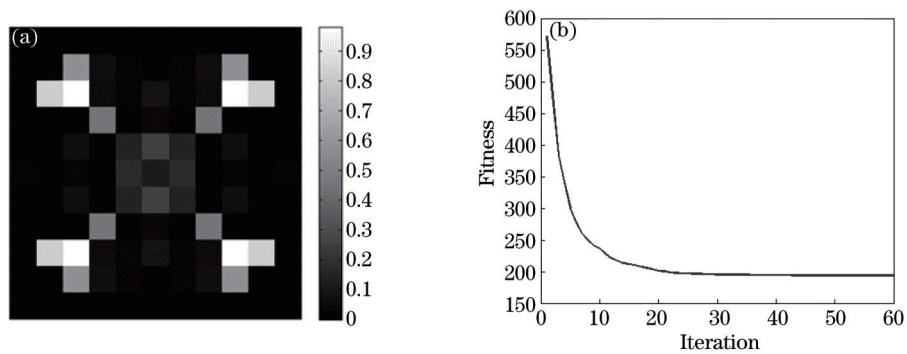


图 7 (a)优化后光源和(b)收敛曲线

Fig.7 (a) Optimized source and (b) convergence curve

通过基于粒子群优化算法的光源优化, PE 值从 571.4 下降到 193.5, 下降了 66.1%。图 7 表明该方法具有较快的收敛速度。另外, 从图 6 中可以看到, 优化后光刻胶像的图像保真度和对比度都有了很大的提升。

使用遗传算法进行对比实验, 交叉率为 0.6, 变异率为 0.02, 使用锦标赛选择机制, 最大迭代次数 $k_m = 150$, 其他参数设置不变, 得到优化后的光源和收敛曲线如图 8 所示。

通过基于遗传算法的光源优化, PE 值从 571.4 下降到 193.1, 下降了 66.2%。对比图 7 和图 8 可知, 优化后的光源图形类似, 但基于遗传算法的光源优化其收敛效率要远低于基于粒子群优化算法的光源优化。从图 7 可以看到基于粒子群优化算法的光源优化在 30 代左右达到收敛, 而基于遗传算法的光源优化在 120 代左右才达到收敛, 这主要是因为两者的信息共享机制不同。遗传算法以染色体表示信息, 通过交叉进行信息共享, 导向性不够明确, 整个种群比较均匀地移向最优区域。而粒子群算法通过全局最优解进行信息共享, 导向性比较明确, 整个搜索更新过程所有粒子都跟踪当前的最优解移动^[27]。另外, 遗传算法是对染色体

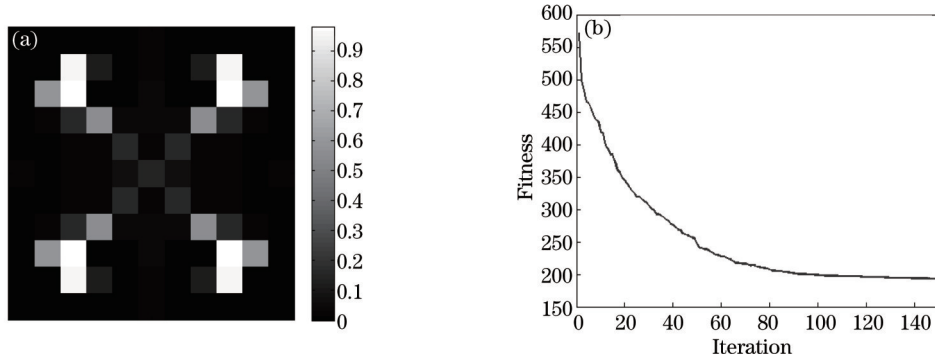


图 8 (a)优化后光源和(b)收敛曲线

Fig.8 (a) Optimized source and (b) convergence curve

的片段,即基因进行操作,而粒子群算法是直接对粒子进行操作。

为进一步验证该方法的有效性,使用含有交叉门的复杂掩模图形进行数值仿真实验。图 9(a)、(b)为初始化的光源和掩模,其中掩模大小为 81×81 个像素点,实际大小为 $1200 \text{ nm} \times 1200 \text{ nm}$,掩模特征尺寸为 45 nm ,其他条件不变。图 9(c)、(d)为优化前后的光刻胶像。

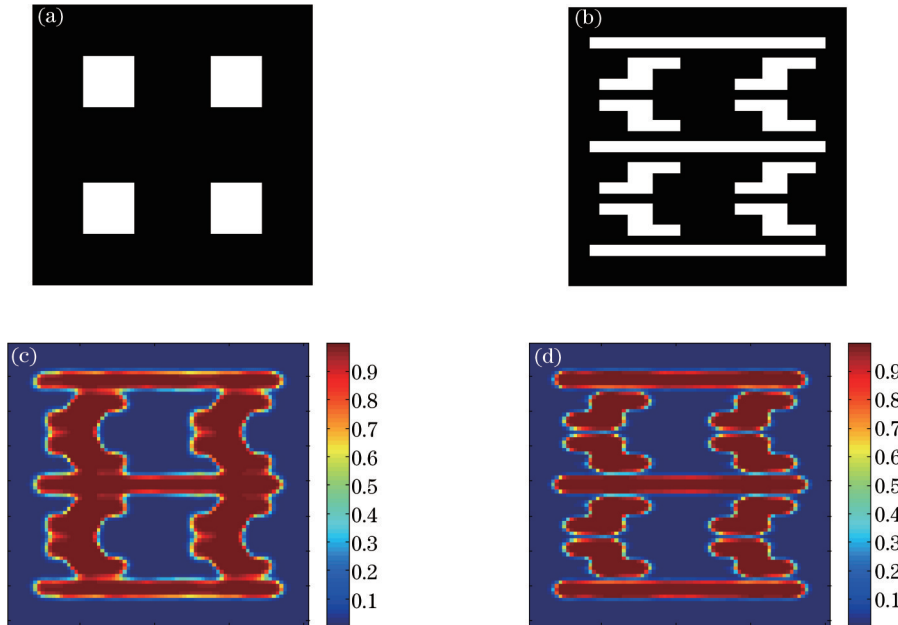


图 9 (a)初始光源;(b)初始掩模;(c)优化前光刻胶像;(d)优化后光刻胶像

Fig.9 (a) Initial source; (b) initial mask; (c) resist image before optimization; (d) resist image after optimization

优化后的光源图形和收敛曲线如图 10 所示。通过基于粒子群优化算法的光源优化,PE 值从 877.0 下降到 637.7,下降了 27.3%。优化后的光源类似于二极照明模式。另外,从图 9 中可以看到,优化后光刻胶像的线条轮廓更加清晰,与目标图形更加吻合。

投影物镜的波像差是导致光刻成像质量恶化的主要因素,并最终导致光刻机的成像对比度下降、工艺窗口缩小和产品良率降低^[30]。采用图 6 所示的光源和掩模,选取波像差中的像散、彗差和球差,研究其对基于粒子群优化算法的光刻机光源优化方法的影响。将表示像散、彗差、球差的泽尼克系数 z_5 、 z_7 、 z_9 分别从 $-0.07\lambda \sim 0.07\lambda$ 范围内间隔 0.01λ 取值,得到结果如图 11 所示。从图中可以看出,三种波像差对该方法的影响不同,其中彗差的影响最大,而像散和球差的影响较小,可通过基于粒子群优化算法的光源优化方法优化光源以补偿像散和球差对成像的影响。

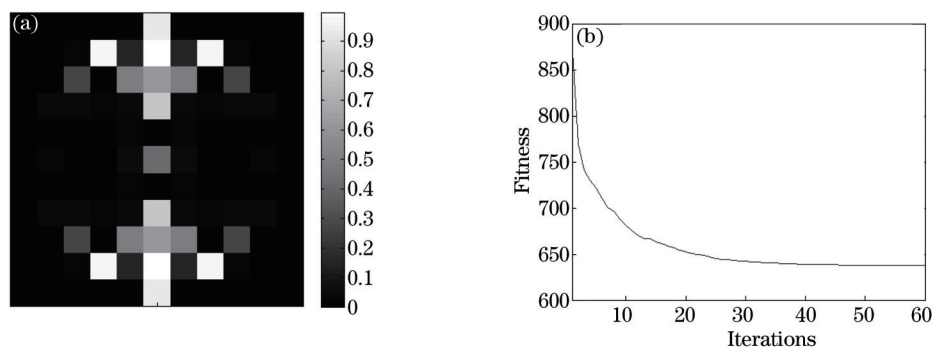


图 10 (a)优化后光源和(b)收敛曲线

Fig.10 (a) Optimized source and (b) convergence curve

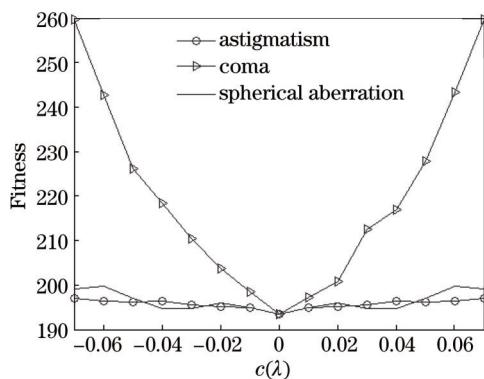


图 11 像差对光源优化的影响

Fig.11 Impacts of aberrations on SO method

离焦是影响成像质量的另一重要因素。由于硅片平整度误差、光刻胶厚度不均、调焦误差等因素,光刻系统中的成像位置不一定在最佳焦面上^[2]。将离焦量从-100~100 nm 范围内间隔 20 nm 取值,得到的结果如图 12 所示。从图中可以看出,当离焦量在 60 nm 范围内时,优化后评价函数值与未加离焦时接近;当离焦量从 60 nm 逐渐增加时,优化后的评价函数值的增大速度随着离焦的增加而明显增大。

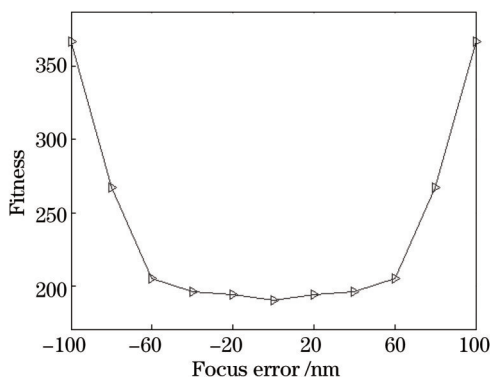


图 12 离焦对光源优化的影响

Fig.12 Impacts of aberrations on SO method

5 结 论

提出了一种基于粒子群优化算法的光刻机光源优化方法。采用接触孔阵列和含有交叉门的复杂掩模图形验证了所提方法的有效性,仿真结果表明使用提出的光源优化方法后,两者的图形误差分别降低了 66.1%和 27.3%,有效提高了光刻成像质量。与基于遗传算法的光刻机光源优化方法相比,该方法有效提高了优化效率,且具有原理简单、易于实现的优点。本方法可通过优化光源补偿像散和球差对成像的影响。

当离焦量在 60 nm 范围内时,可通过本方法优化光源补偿离焦对成像的影响。

参 考 文 献

- 1 A Erdmann, R Farkas, T Fuhner, *et al.*. Mask and source optimization for lithographic imaging systems [C]. SPIE, 2003, 5182: 88-102.
- 2 A K K Wong. Resolution Enhancement Techniques in Optical Lithography [M]. Bellingham: SPIE, 2001.
- 3 X Ma, J Gao, C Han, *et al.*. Efficient source polarization optimization for robust optical lithography [C]. SPIE, 2014, 9052: 90520T.
- 4 Z Y Song, X Ma, J Gao, *et al.*. Inverse lithography source optimization via compressive sensing [J]. Opt Express, 2014, 22(12): 14180-14198.
- 5 R R Vallishayee, S A Orszag, E Barouch. Optimization of stepper parameters and their influence on OPC [C]. SPIE, 1996, 2726: 660-669.
- 6 M Burkhardt, A Yen, C Progler, *et al.*. Illuminator design for the printing of regular contact patterns [J]. Microelectronic Engineering, 1998, 41-42: 91-95.
- 7 T S Gau, R G Liu, C K Chen, *et al.*. Customized illumination aperture filter for low k1 photolithography process [C]. SPIE, 2000, 4000: 271-282.
- 8 M Mulder, A Engelen, O Noordman, *et al.*. Performance of flexray: a fully programmable illumination system for generation of freeform sources on high NA immersion systems [C]. SPIE, 2010, 7640: 76401P.
- 9 Y Granik. Source optimization for image fidelity and throughput [J]. Journal of Mico/Nano lithography Microfabrication and Microsystems, 2004, 3(4): 509-522.
- 10 T Kehan, A Krasnoperova, D Melville, *et al.*. Benefits and trade-offs of global source optimization in optical lithography [C]. SPIE, 2009, 7274: 72740C.
- 11 J C Yu, P C Yu, H Y Chao. Fast source optimization involving quadratic line-contour objectives for the resist image [J]. Opt Express, 2012, 20(7): 8161-8174.
- 12 Yan Guanyong, Li Sikun, Wang Xiangzhao. Source optimization method of lithography tools based on quadratic programming [J]. Acta Optica Sinica, 2014, 34(10): 1022004.
闫观勇, 李思坤, 王向朝. 基于二次规划的光刻机光源优化方法[J]. 光学学报, 2014, 34(10): 1022004.
- 13 A E Rosenbluth, S Bukofsky, M Hibbs, *et al.*. Optimum mask and source patterns to print a given shape [C]. SPIE, 2001, 1(1): 13-30
- 14 Y Peng, J Y Zhang, Y Wang, *et al.*. Gradient-based source and mask optimization in optical lithography [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2011, 20(10): 2856-2864.
- 15 X Ma, G R Arce. Pixel-based simultaneous source and mask optimization for resolution enhancement in optical lithography [J]. Opt Express, 2009, 17(7): 5783-5793.
- 16 N N Jia, E Y Lam. Pixelated source mask optimization for process robustness in optical lithography [J]. Opt Express, 2011, 19(20): 19384-19398.
- 17 J C Yu, P C Yu. Gradient-based fast source mask optimization (SMO) [C]. SPIE, 2011, 7973: 797320.
- 18 S K Li, X Z Wang, Y Bu. Robust pixel-based source and mask optimization for inverse lithography [J]. Optics and Laser Technology, 2013, 45: 285-293.
- 19 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掩模联合优化方法[J]. 光学学报, 2014, 34(9): 0911002.
- 20 Y J Shen, N Wong, E Y Lam. Level-set-based inverse lithography for photomask synthesis [J]. Opt Express, 2009, 17(26): 23690-23701.
- 21 Y J Shen, N N Jia, N Wong, *et al.*. Robust level-set-based inverse lithography [J]. Opt Express, 2011, 19(6): 5511-5521.
- 22 J Li, S Y Liu, E Y Lam. Efficient source and mask optimization with augmented Lagrangian methods in optical lithography [J]. Opt Express, 2013, 21(7): 8076-8090.
- 23 A Erdmann, T Fuehner, T Schnattinger, *et al.*. Toward automatic mask and source optimization for optical lithography [C]. SPIE, 2004, 5377: 646-657.
- 24 T Fuhner, A Erdmann. Improved mask and source representations for automatic optimization of lithographic process conditions using a genetic algorithm [C]. SPIE, 2005, 5754: 415-426.

- 25 C X Yang, X Z Wang, S K Li, *et al.*. Source mask optimization using real-coded genetic algorithms [C]. SPIE, 2013, 8683: 86831T.
- 26 J Kennedy, R Eberhart. Particle swarm optimization [C]. IEEE International Conference on Neural Networks Proceedings, 1995, 4: 1942–1948.
- 27 K O Jones. Comparison of genetic algorithm and particle swarm optimization [C]. Conf Computer Systems and Technologies, 2005: 1–6.
- 28 R C Eberhart, Y Shi. Particle swarm optimization: developments, applications and resources [C]. IEEE Congress on Evolutionary Computation, 2001: 81–86.
- 29 A K K Wong. Optical Imaging in Projection Microlithography [M]. Bellingham: SPIE, 2005.
- 30 C Mack. Fundamental Principles of Optical Lithography: The Science of Microfabrication [M]. Chichester: Wiley, 2007.
- 31 A Poonawala, P Milanfar. Mask design for optical microlithography—an inverse imaging problem [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2007, 16(3): 774–788.
- 32 M Clerc, J Kennedy. The particle swarm—explosion, stability, and convergence in a multidimensional complex space [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2002, 6(1): 58–73.
- 33 Y Shi, R Eberhart. A modified particle swarm optimizer [C]. IEEE International Conference on Evolutionary Computation Proceedings, 1998: 69–73.
- 34 F Van den Bergh, A P Engelbrecht. A study of particle swarm optimization particle trajectories [J]. Information Sciences, 2006, 176(8): 937–971.
- 35 Y Shi, R C Eberhart. Empirical study of particle swarm optimization [C]. Proceedings of the 1999 Congress on Evolutionary Computation, 1999.
- 36 B Zhao, C X Guo, Y J Cao. A multiagent-based particle swarm optimization approach for optimal reactive power dispatch [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2005, 20(2): 1070–1078.
- 37 S H Ling, H H C Iu, F H F Leung, *et al.*. Improved hybrid particle swarm optimized wavelet neural network for modeling the development of fluid dispensing for electronic packaging [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2008, 55(9): 3447–3460.
- 38 I C Trelea. The particle swarm optimization algorithm: convergence analysis and parameter selection [J]. Information Processing Letters, 2003, 85(6): 317–325.
- 39 Y L Zheng, L H Ma, L Y Zhang, *et al.*. On the convergence analysis and parameter selection in particle swarm optimization [C]. International Conference on Machine Learning and Cybernetics, 2003, 3(1): 1802–1807.

栏目编辑: 韩 峰