

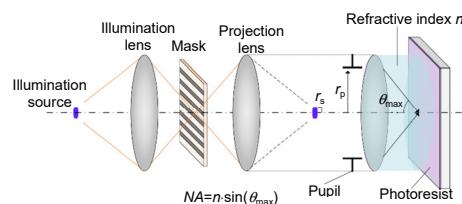
DOI: 10.12086/oee.2021.210167

## 基于自适应非线性粒子群算法的光刻光源优化方法

王 建<sup>1,2</sup>, 刘俊伯<sup>1</sup>, 胡 松<sup>1,2\*</sup>

<sup>1</sup>中国科学院光电技术研究所, 四川 成都 610209;

<sup>2</sup>中国科学院大学, 北京 100049



**摘要:** 光刻光源优化作为必不可少的分辨率增强技术之一, 能够提高先进光刻成像质量。在先进光刻领域, 光源优化的收敛效率和优化能力是至关重要的。粒子群优化算法作为一种全局优化算法, 自适应控制策略可以提高粒子的全局搜索能力, 非线性控制策略可以扩大粒子搜索范围。本文提出一种基于自适应非线性控制策略的粒子群优化算法, 将光刻光源优化问题转换成多变量评价函数求解。对简单周期光栅图形和不规则图形进行成像优化仿真, 通过粒子群优化算法的全局迭代特性优化光源形貌。利用图形误差(PEs)作为多变量评价函数, 对迭代 300 次的仿真结果进行评价, 两种仿真图形的 PE<sub>s</sub> 分别降低 52.2% 和 35%。与传统粒子群优化算法和遗传算法相比, 该方法不仅能提高成像质量, 而且具有更高的收敛效率。

**关键词:** 光源优化; 光刻; 分辨率增强技术; 粒子群优化算法

中图分类号: TP391

文献标志码: A

王建, 刘俊伯, 胡松. 基于自适应非线性粒子群算法的光刻光源优化方法[J]. 光电工程, 2021, 48(9): 210167

Wang J, Liu J B, Hu S. Source optimization based on adaptive nonlinear particle swarm method in lithography[J]. Opto-Electron Eng, 2021, 48(9): 210167

## Source optimization based on adaptive nonlinear particle swarm method in lithography

Wang Jian<sup>1,2</sup>, Liu Junbo<sup>1</sup>, Hu Song<sup>1,2\*</sup>

<sup>1</sup>Institute of Optics and Electronics, Chinese Academy of Sciences, Chengdu, Sichuan 610209, China;

<sup>2</sup>University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China

**Abstract:** As an essential resolution enhancement technique, source optimization can improve the quality of advanced lithography. In the field of advanced lithography, the convergence efficiency and optimization ability of the source optimization are very important. Particle swarm optimization (PSO) is a global optimization algorithm. The adaptive control strategy can improve the global search ability of particles, and the nonlinear control strategy can expand the search range of particles. In this paper, a PSO algorithm based on adaptive nonlinear control strategy (ANCS) is proposed to solve the problem of source optimization by transforming it into a multivariable evaluation function. The image optimization simulation is carried out with a brief periodic grating image and an irregular image, and the source shape is optimized by the global iteration property of the proposed method. By using the pattern errors (PEs) as a multivariate merit function, the results of 300 iterations are evaluated, and the PE<sub>s</sub> of the two kinds of

收稿日期: 2021-05-21; 收到修改稿日期: 2021-08-26

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61604154, 61875201, 61975211, 62005287)

作者简介: 王建(1981-), 男, 博士, 副研究员, 主要从事微电子装备关键技术的研究。E-mail: wangjian@ioe.ac.cn

通信作者: 胡松(1965-), 男, 博士, 研究员, 主要从事微电子装备关键技术的研究。E-mail: husong@ioe.ac.cn

版权所有©2021 中国科学院光电技术研究所

simulation patterns are reduced by 52.2% and 35%, respectively. Compared with the traditional PSO algorithm and genetic algorithm, the proposed method not only improves the imaging quality, but also has higher convergence efficiency.

**Keywords:** source optimization; lithography; inverse lithography optimization techniques; particle swarm optimization algorithm

## 1 引言

光刻技术作为超大规模集成电路制造必不可少的关键技术。目前,光刻分辨率成为约束集成电路图形临界尺寸的重要因素。根据瑞利准则,波长( $\lambda$ )和数值孔径(numerical aperture, NA)是决定光刻技术分辨率(resolution)的两个关键因素。缩短曝光波长、扩大数值孔径成为提高光刻分辨率的有效方法。但由于设备温度、装配公差等因素的影响,会导致光刻成像质量下降。此外,当微纳图形特征尺寸小于曝光波长时,受到衍射效应的影响,产生光学邻近效应(optical proximity effect, OPE),造成晶圆表面图形发生畸变。因此,提高光刻成像质量,分辨率增强技术(resolution enhance techniques, RETs)是解决这些负面效应必不可少的手段<sup>[1-3]</sup>。

传统 RETs 主要包含离轴照明技术(off-axis illumination technique, OAI)、光学邻近校正技术(optical proximity correction technique, OPC)和相移掩模技术(phase-shift mask technique, PSM)<sup>[4]</sup>。随着光刻工艺不断发展,传统 RETs 已无法满足先进节点复杂图形的高成像质量需求,比如,在离轴照明中的各种照明方式,环形、偶极子、四极等。然而,逆光刻技术(inverse lithography techniques, ILTs)作为 RETs 的一种先进方法,被广泛应用于先进光刻成像质量优化领域。其中,在 ILTs 方法中,基于像素表征的光源优化(source optimization, SO)<sup>[5-6]</sup>具有灵活度高、易于调制的优势,被应用于精确调制光源强度分布。

在基于像素表征的 SO 模型中,光源被细分为固定数量相邻像素点,通过优化每个像素点强度,以达到优化光源强度分布的目的。通过晶圆表面形成的光刻胶图形布局与目标图形之间的图形误差(pattern errors, PEs)作为评价光源优化结果的评价函数。根据迭代算法的规则,可用求解多变量目标函数替代 PEs 评价函数问题。对于局部优化模型,基于梯度方法沿着目标函数下降方向,求解其微分形式,具有迭代更新速度快的优点,被普遍应用到 ILTs 领域,梯度方法主要包含梯度下降(gradient descent, GD)算法<sup>[7]</sup>、最速

下降(steepest descent, SD)<sup>[8]</sup>、共轭梯度(conjugate gradient, CG)<sup>[9-10]</sup>、深度学习(deep learning, DL)<sup>[11-12]</sup>等。Peng 等基于灰度像素的自由光源结合 GD 的方法,以周期性接触孔阵列和 SRAM 布局为曝光图形,优化传统 193 nm 光刻的照明模式<sup>[5,7]</sup>。Ma 等采用子空间压缩感知(subspace compressive sensing, SCS)的  $\ell_p$ -范数重建算法的方法优化照明光源,提高了逆光刻技术计算效率、鲁棒性和成像质量<sup>[13]</sup>。而在先进光刻中,根据空间像强度分布,通过 sigmoid 函数近似计算光刻胶图形布局。随着光刻工艺不断更新演化,受到复杂光刻胶效应影响,使得评价函数复杂化,导致梯度方法的优势被限制。此外,基于梯度方法只能满足目标函数局部最优解,其收敛效率不能充分最大化。Fuhner 等提出一种优化掩模和光源的启发式算法,利用遗传算法的全局最优化性质,通过目标函数来评估指定焦深下任意图形的成像质量<sup>[14]</sup>。作为启发式算法的粒子群优化(particle swarm optimization, PSO)算法,与遗传算法相比,都是以随机值为迭代基础进行全局搜索最优解。而且 PSO 模型具有参数较少、结构简单、原理简单等优点,已被普遍应用于多目标控制、神经网络搜寻、复杂多峰目标求解问题等领域。

本文提出一种基于自适应非线性控制策略(adaptive nonlinear control strategy, ANCS)的 PSO 算法优化光刻光源形貌。自适应策略能够降低粒子陷入局部最优的概率,非线性控制策略能够扩大粒子的搜索范围。基于像素的 SO 模型中,采用光刻胶图形布局与目标图形之间的图形误差作为评价函数,对光源优化结构进行评价。对简单阵列图形与较复杂不规则图形进行仿真。与传统粒子群优化算法及遗传算法对比,ANCS-PSO 具有更优越的收敛效率。

## 2 部分相干成像模型

根据光刻成像理论,光刻成像模型是典型的部分相干成像模型,如图 1 所示。光刻照明光源经汇聚镜组形成经典科勒照明,均匀入射掩模表面,受掩模透射率影响,产生带有掩模图形频谱信息的衍射光,并

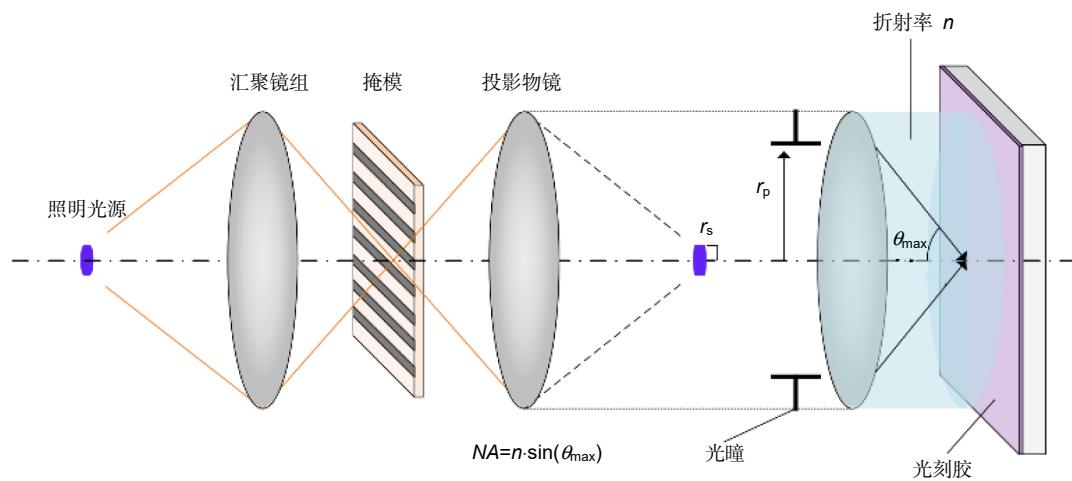


图 1 光刻成像模型  
Fig. 1 The imaging model of lithography

入射投影物镜系统。在光刻成像模型中, 由于光瞳的低通滤波效应, 只有低频衍射光通过投影物镜, 在理想焦面形成空间像。光线入射晶面表面与光刻胶发生光化学反应, 经过烘烤显影等处理后, 特征图形显示在晶圆上。根据瑞利准则, 光刻成像系统的极限分辨率为

$$R = \frac{k_1 \lambda}{NA} ,$$

其中:  $k_1$  表示工艺因子。在光刻成像系统中, 照明模式与系统光瞳为关于光轴圆对称结构, 故光源相干因子( $\sigma$ )可定义为照明模式圆半径大小( $r_s$ )与系统光瞳半径大小( $r_p$ )的比值, 即:

$$\sigma = \frac{r_s}{r_p} .$$

在部分相干成像系统中, 空间像强度分布可由阿贝成像理论与霍普金斯成像理论计算获得<sup>[15]</sup>。而根据阿贝成像理论, 部分相干成像系统近似等于一系列完全相干成像系统在不同点光源处衍射相干光的叠加。对于光刻光源优化, 采用阿贝成像方法, 能够降低计算复杂度。在完全相干成像系统中, 照明光源为理想点光源, 则完全相干成像模型可表示为

$$I_c(x, y) = |h(x, y) \otimes m(x, y)|^2 , \quad (1)$$

其中:  $I_c$  表示完全相干成像模型中空间像强度分布。 $\otimes$  表示矩阵卷积积分运算,  $m(x, y)$  为  $N \times N$  的掩模透射率矩阵。成像系统光瞳点扩散函数可由第一类一阶贝塞尔函数表示, 即:

$$h(x, y) = \frac{J_1(2\pi r NA / \lambda)}{2\pi r NA / \lambda} , \quad (2)$$

空间像强度分布有效区域定义为方形区域  $M$ , 区域大小  $(x, y) \in [-D_M, D_M]$ , 其中  $D_M$  为每行每列抽样点个数与像素点尺寸的乘积。因此, 在成像系统光瞳面,  $r$  表示光瞳中心点  $(x_0, y_0)$  与光瞳有效点  $(x, y)$  之间的距离, 即

$$r = \sqrt{(x - x_0)^2 + (y - y_0)^2} .$$

对光瞳面像素点强度值进行归一化, 则  $h \in [0, 1]$ 。在部分相干成像系统中, 点扩散函数的相位随着照明光源点位置的变化而变化<sup>[16]</sup>, 即

$$h^s(x, y) = h(x, y) e^{i w_0 (s \cdot p)} , \quad (3)$$

其中:  $w_0 = \pi / D$ ,  $s \cdot p = s_x p_x + s_y p_y$ ,  $s = (s_x, s_y)$  为在笛卡尔坐标系中相对于光源中心点有效光源像素点位置。因此, 部分相干成像模型可表示为

$$I(x, y) = \frac{1}{S_{s, \text{sum}}} \sum_{(s_x, s_y)} S(s_x, s_y) |(h^s \otimes m)(x, y)|^2 , \quad (4)$$

其中:  $I(x, y)$  表示部分相干成像模型中空间像强度分布,  $S(s_x, s_y)$  为有效光源像素点  $(s_x, s_y)$  强度大小,  $S(s_x, s_y) \in [0, 1]$ ,  $S_{s, \text{sum}}$  代表照明光源有效像素点强度之和,  $S_{s, \text{sum}} = \sum_{s_x} \sum_{s_y} S(s_x, s_y)$ 。根据空间像强度分布, 可通过 sigmoid 函数计算晶圆表面图形布局, 即光刻胶图形, 由下式表示:

$$\begin{aligned} I_T(x, y) &= \text{sig}[I(x, y)] \\ &= \frac{1}{1 + e^{-\alpha(I(x, y) - t_r)}} \\ &\approx \Gamma\{I(x, y) - t_r\} , \end{aligned} \quad (5)$$

其中:  $I_T(x, y)$  为晶圆表面特征图形强度分布。而光刻胶图形模型可近似约等于空间像强度分布大于阈值  $t_r$  的区域为 1, 反之为 0, 即  $\Gamma\{I(x, y) - t_r\}$ 。为评价优化

模型仿真结果, 采用图形误差(pattern errors, PEs, 记为  $E_p$ )为评价函数, 通过  $\ell_1$  范数计算 PEs, 即:

$$\begin{aligned} E_p &= \ell_1(|I_T(x, y) - I^*(x, y)|) \\ &= \|I_T(x, y) - I^*(x, y)\| \\ &= \sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^N |I_T(x, y) - I^*(x, y)| \quad . \end{aligned} \quad (6)$$

### 3 光源优化模型

在基于像素的 SO 模型中, 采用一定数量像素点的方式离散光源图形。将搜寻评价函数全局最优解转换成求解多变量函数问题。对于 ANCS-PSO 模型, 优化变量的数量决定计算的复杂度。在光刻成像模型中, 光刻光源为关于光轴圆对称结构, 可将光源划分为四个相等的部分, 如图 2 所示, 为典型环形照明模式。因此, 按照笛卡尔坐标系将光源图形划分为四个象限, 仅利用第一象限的有效光源像素点作为优化变量, 可沿着水平垂直方向反转第一象限像素点分布得到最终光源形貌<sup>[17]</sup>。 $R_{\text{out}}$  表示环形光源最大半径,  $R_{\text{in}}$  表示环形光源最小半径。

对掩模采用像素化表征, 设定采样数为  $N$ , 每个像素点尺寸为  $d$ , 则掩模的物理尺寸为  $D = N \times d$ 。根据照明光源最大相干因子  $\sigma_{\text{out}}$  和最小相干因子  $\sigma_{\text{in}}$ , 环形照明光源最大和最小相干长度分别为

$$L_{\text{max}} = \frac{\lambda}{2 \times \sigma_{\text{out}} \times NA},$$

$$L_{\text{min}} = \frac{\lambda}{2 \times \sigma_{\text{in}} \times NA}.$$

因此, 光源图形由含有强度分布的矩阵表示, 其

大小为  $N_s \times N_s$ ,  $N_s = \text{floor}[2 \times D / (2 \times L_{\text{max}}) + 1] + 2$ 。

环形照明光源内外半径大小分别为

$$R_{\text{out}} = \frac{D}{2 \times L_{\text{max}}}, \quad R_{\text{in}} = \frac{D}{2 \times L_{\text{min}}}.$$

在笛卡尔坐标系中, 光源图形中心点位置为

$$\left( \frac{N_s + 1}{2}, \frac{N_s + 1}{2} \right),$$

在光源有效环形范围内的第  $i$  个像素点坐标为  $(s_{x_i}, s_{y_i})$ , 其中:

$$R_{\text{in}} \leq \frac{1}{2} \cdot \left( \left| s_{x_i} - \frac{N_s + 1}{2} \right|, \left| s_{y_i} - \frac{N_s + 1}{2} \right| \right) \leq R_{\text{out}}.$$

在 ANCS-PSO 迭代模型中, 将第一象限有效光源像素点等效为粒子, 粒子初始值为随机值, 由随机函数  $rand()$  获得。第一象限有效粒子组成一个粒子群体, 考虑到 PSO 计算复杂度及粒子搜寻能力, 假设一个粒子种群由  $N_p$  个粒子群体组成。此外, 粒子迭代搜寻速度同样采用随机函数赋值。但是, 光源有效像素点强度的限制, 使得粒子与搜寻速度被约束到固定范围内。粒子种群  $P$  与搜寻速度  $V$ , 如下式所示:

$$P(i, j) = rand(N_p, \frac{N_s}{4}) \cdot (S_{\text{max}} - S_{\text{min}}) + S_{\text{min}}, \quad (7)$$

$$V(i, j) = rand(N_p, \frac{N_s}{4}) \cdot (v_{\text{max}} - v_{\text{min}}) + v_{\text{min}}, \quad (8)$$

其中:  $P(i, j)$  由随机函数  $rand(\cdot)$  产生大小为  $N_p \times N_s / 4$  的粒子种群矩阵, 在 PSO 模型中, 表示粒子种群, 即第一象限有效光源像素点矩阵,  $i \in [1, N_p]$ ,  $j \in [1, N_s / 4]$ 。 $S_{\text{max}}$ ,  $S_{\text{min}}$  分别表示限制有效光源像素点的上下限。式(8)为粒子更新速度,  $v_{\text{max}}$ ,  $v_{\text{min}}$  分别表示限制粒子更新速度的最大值与最小值。在每次迭

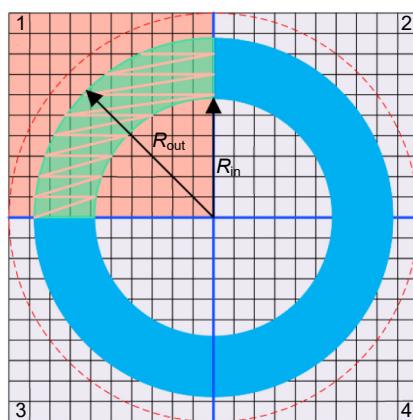


图 2 光源表示方式

Fig. 2 The representation of source

代过程中,计算并记录评价函数当前极值与全局极值。在第  $k+1$  次迭代, 第  $(i,j)$  个粒子的更新速度及粒子大小为

$$V_{i,j}(k+1) = wV_{i,j}(k) + c_1r_1(Q_{\text{best},i}(k) - P_{i,j}(k)) + c_2r_2(G_{\text{best}} - P_{i,j}(k)), \quad (9)$$

$$P_{i,j}(k+1) = P_{i,j}(k) + V_{i,j}(k+1), \quad (10)$$

其中:  $c_1$  和  $c_2$  分别是自我认知因子与社会认知因子,  $r_1$  和  $r_2$  是  $(0,1)$  范围的随机数,  $w$  为惯性权重系数, 影响粒子搜索全局最优值能力。为了提高全局搜索能力, 降低陷入局部最优概率, 采用自适应非线性控制策略控制算法搜索效率, 即:

$$c_1 = c_2 = c_{\text{sa,max}} - \frac{k(c_{\text{sa,max}} - c_{\text{sa,min}})}{k_{\text{max}}}, \quad (11)$$

$$w(k) = \frac{w_{\text{max}} + w_{\text{min}}}{2} + \tanh\left[-\varepsilon + \frac{2\varepsilon(k_{\text{max}} - k)}{k_{\text{max}}}\right] \frac{w_{\text{max}} - w_{\text{min}}}{2}, \quad (12)$$

式(11)中:  $k$  为 ANCS-PSO 模型迭代次数,  $k_{\text{max}}$  代表最大迭代次数,  $c_{\text{sa}}$  为自适应学习因子,  $c_{\text{sa,max}}$ 、 $c_{\text{sa,min}}$  分别为最大值和最小值学习因子。式(12)中, 通过非线性双曲正切函数  $\tanh(\cdot)$  在区间  $[-\varepsilon, \varepsilon]$  上控制惯性权重系数, 在仿真中,  $\varepsilon = 4$ ,  $w_{\text{max}} = 0.9$  和  $w_{\text{min}} = 0.4$ 。

## 4 仿真结果

为了验证 ANCS-PSO 在光刻光源优化中的有效性, 基于像素的 SO 模型建立在  $193\text{ nm}$  浸没式光刻成像模型上, 其工艺节点为  $45\text{ nm}$ , 数值孔径  $NA=1.25$ 。在 SO 中, 环形光源的强度分布矩阵大小为  $16 \times 16$ , 内外相干因子分别为  $\sigma_{\text{in}}=0.8$  和  $\sigma_{\text{out}}=0.975$ , 如图 3(a) 所示。对两种  $45\text{ nm}$  特征尺寸的图形进行仿真, 分别

是简单阵列图形与较复杂不规则图形, 其图形透射率分布矩阵大小为  $184 \times 184$ , 像素点物理尺寸为  $5.625\text{ nm}$ , 如图 3(b) 和 3(c) 所示。

在成像过程中, 采用阈值方法代替传统 sigmoid 函数方法计算光刻胶图形, 设置阈值为  $t_r=0.19$ 。在部分相干成像模型仿真中, 两种图形仿真结果与理想图形之间的图形误差 PEs 值分别为 1048 和 1662。对比三种优化算法的仿真结果, 分别是 ANCS-PSO, PSO 和遗传算法, 仿真结果如图 4 所示。在 ANCS-PSO 模型中, 减小陷入局部最优解的概率, 提高在全局最优解附近搜索能力, 自适应学习因子最大值和最小值分别被设置为  $c_{\text{sa,max}}=2.5$ ,  $c_{\text{sa,min}}=1.25$ 。粒子更新速度不仅限制粒子搜索能力, 而且能够控制粒子更新位置大小的速度, 故  $v_{\text{max}}=1$ ,  $v_{\text{min}}=-1$ 。

图 4 显示为逆光刻光源优化仿真结果。当目标图形布局类似单周期光栅时(图 3(b)), 光源模式近似水平方向偶极照明, 如图 4(a), 4(e), 4(i) 所示。而目标图形布局接近水平方向光栅结构时(图 3(c)), 照明光源模式近似于垂直方向偶极照明, 如图 4(c), 4(g), 4(k) 所示。根据优化后的光源形貌, 对两种目标图形进行部分相干成像仿真, 并通过 sigmoid 函数(式(5))得到光刻胶图形, 分别为图 4(b), 4(f), 4(j) 和 4(d), 4(h), 4(l)。与初始 PEs 相比, 三种算法两种成像图形误差值降低, 分别为: Pattern 01: 52.2%, 41.7%, 37.4%; Pattern 02: 35%, 25.3%, 25.3%。

图 5 显示三种优化算法模型收敛曲线效率。经过多次仿真实验, 当迭代次数为 300 次时, 收敛曲线已保持稳定状态。两种目标图形的仿真 PEs 初始值均由相同光源强度分布计算得到, 其中有效光源像素点值为随机数。在两种 PSO 模型中, 为了保证仿真结果有

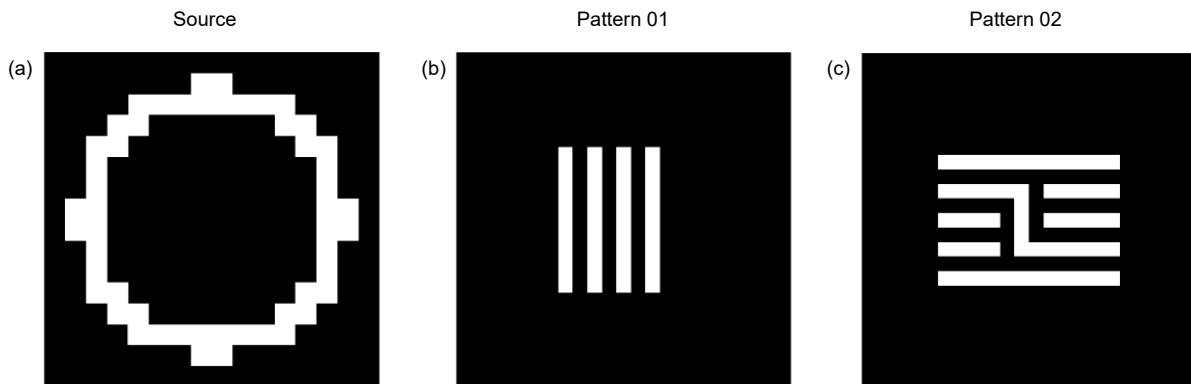


图 3 (a) 环形光源形貌; (b) 简单阵列图形; (c) 不规则光栅  
Fig. 3 (a) The annular source shape; (b) The brief array pattern; (c) The irregular pattern

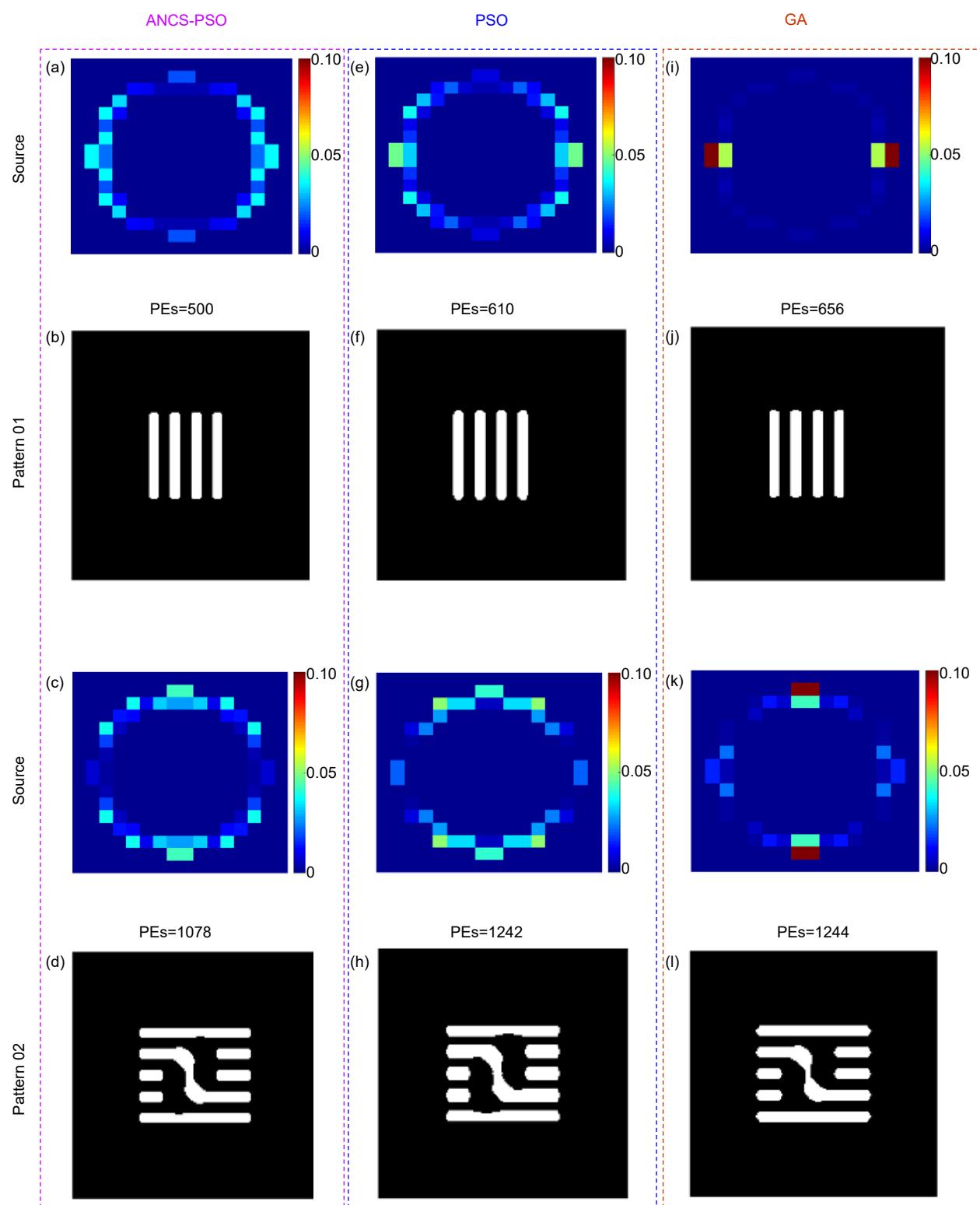


图 4 光源优化仿真结果  
Fig. 4 The simulation results of source optimization

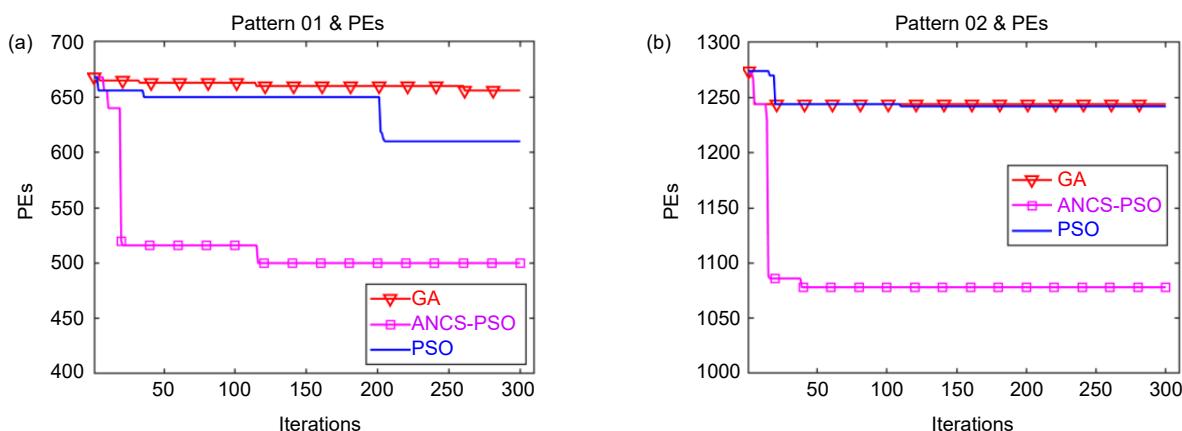


图 5 仿真收敛曲线

Fig. 5 The convergence curve of simulation

效性，其学习因子及惯性权重系数最大最小值相同。此外，在 PSO 模型中，优化模型计算复杂度与粒子种群个数相关，为保证模型的收敛效率，设置粒子种群  $N_p=50$ 。迭代结果显示，ANCS-PSO 相比其他两种算法具有更快迭代速度和效率。

## 5 总 结

本文提出了一种改进的 PSO 算法应用于逆光刻技术的光源优化中，即自适应非线性粒子群优化算法 (ANCS-PSO)。通过仿真两种目标图形布局，验证了该算法的有效性。此外，为了验证 ANCS-PSO 的优越性，与传统粒子群优化算法和遗传算法对比。仿真结果表明，两种仿真图形误差 PEs 值降低，分别 Pattern 01：52.2%，41.7%，37.4%；Pattern 02：35%，25.3%，25.3%，有效地提高光刻成像质量。三种算法仿真结果进行了对比，本文所提方法不仅具有更高的收敛效率，而且在提高光刻成像质量中更具有优势。随着仿真图形复杂度的提高，图形误差降低百分比有所降低，在后续的工作中，将采用多目标函数优化的方式来提高优化表现结果。

## 参考文献

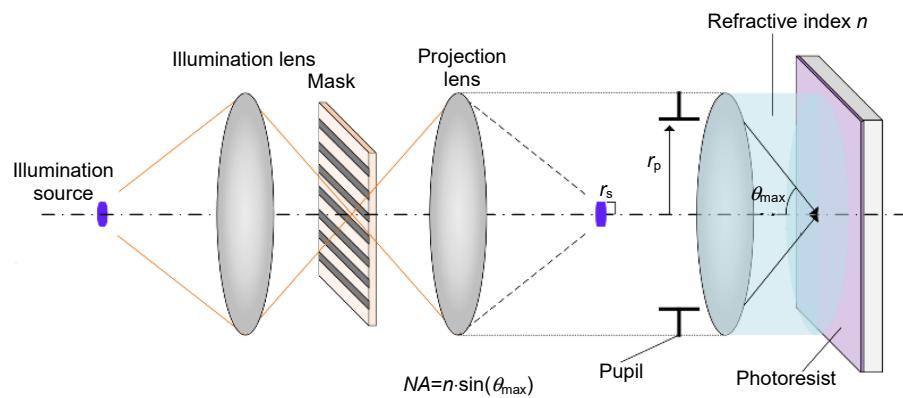
- [1] Wong A K K. *Resolution Enhancement Techniques in Optical Lithography*[M]. Bellingham, Washington: SPIE Press, 2001.
- [2] Melville D, Rosenbluth A E, Waechter A, et al. Computational lithography. 2011.
- [3] Liebmann L W. Resolution enhancement techniques in optical lithography: It's not just a mask problem[J]. *Proc SPIE*, 2001, **4409**: 23–32.
- [4] Mack C. *Fundamental Principles of Optical Lithography*[M]. Chichester, West Sussex: Wiley, 2007.
- [5] Peng Y, Zhang J Y, Wang Y, et al. High performance source optimization using a gradient-based method in optical lithography[C]//2010 11th International Symposium on Quality Electronic Design, San Jose, CA, USA, 2010: 108–113.
- [6] Rosenbluth A E, Seong N. Global optimization of the illumination distribution to maximize integrated process window[J]. *Proc SPIE*, 2006, **6154**: 61540H.
- [7] Ma X, Arce G R. Pixel-based simultaneous source and mask optimization for resolution enhancement in optical lithography[J]. *Opt Express*, 2009, **17**(7): 5783–5793.
- [8] Peng Y, Zhang J Y, Wang Y, et al. Gradient-based source and mask optimization in optical lithography[J]. *IEEE Trans Image Process*, 2011, **20**(10): 2856–2864.
- [9] Jia N N, Lam E Y. Pixelated source mask optimization for process robustness in optical lithography[J]. *Opt Express*, 2011, **19**(20): 19384–19398.
- [10] Li J, Lam E Y. Robust source and mask optimization compensating for mask topography effects in computational lithography[J]. *Opt Express*, 2014, **22**(8): 9471–9485.
- [11] Shen Y J, Peng F, Zhang Z R. Semi-implicit level set formulation for lithographic source and mask optimization[J]. *Opt Express*, 2019, **27**(21): 29659–29668.
- [12] Ma X, Zheng X Q, Arce G R. Fast inverse lithography based on dual-channel model-driven deep learning[J]. *Opt Express*, 2020, **28**(14): 20404–2042.
- [13] Ma X, Wang Z Q, Lin H J, et al. Optimization of lithography source illumination arrays using diffraction subspaces[J]. *Opt Express*, 2018, **26**(4): 3738–3755.
- [14] Führer T, Erdmann A, Farkas R, et al. Genetic algorithms to improve mask and illumination geometries in lithographic imaging systems[C]//Applications of Evolutionary Computing, Coimbra, Portugal, 2004: 208–218.
- [15] Born M, Wolf E. *Principles of Optics*[M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2001.
- [16] Saleh B E A, Rabbani M. Simulation of partially coherent imagery in the space and frequency domains and by modal expansion[J]. *Appl Opt*, 1982, **21**(15): 2770–2777.
- [17] Zhang Z N, Li S K, Wang X Z, et al. Source mask optimization for extreme-ultraviolet lithography based on thick mask model and social learning particle swarm optimization algorithm[J]. *Opt Express*, 2021, **29**(4): 5448–5465.

# Source optimization based on adaptive nonlinear particle swarm method in lithography

Wang Jian<sup>1,2</sup>, Liu Junbo<sup>1</sup>, Hu Song<sup>1,2\*</sup>

<sup>1</sup>Institute of Optics and Electronics, Chinese Academy of Sciences, Chengdu, Sichuan 610209, China;

<sup>2</sup>University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China



The imaging model of lithography

**Overview:** With the continuous reduction of critical dimension (CD) of semiconductors, lithography technology has gradually become a key technology in the field of integrated circuit manufacturing. Resolution enhancement technologies (RETs) is to improve the resolution of lithography by modifying the incident angle of the light source and the mask mode under the premise that the wavelength and numerical aperture (NA) remain the same. Due to the influence of experimental conditions, such as temperature, assembly tolerance, and other factors, the aberration is introduced, leading to the deformation of the aerial image. In addition, the optical proximity effect (OPE) will be introduced, if the CD of the pattern is smaller than the illumination wavelength. Therefore, it is very important to solve the above problems to improve the imaging quality and image fidelity. Recently, many researchers have proposed the optimization algorithm based on pixelated representation of illumination source for inverse lithography optimization. This method has not only achieved high modulation and flexibility, but also has great advantages in improving lithography resolution. In this paper, a particle swarm optimization algorithm (PSO) combing with adaptive nonlinear control strategy (ANCS) is proposed to optimize the shape of lithography illumination source based on pixel representation. According to the unique symmetry characteristics of the light source, the light source is characterized by equal separation and dispersion, which can reduce the optimization complexity and improve the iteration efficiency. A simple grating array pattern and a complex and irregular grating array pattern are selected to verify the simulation results, and the pattern errors (PEs) between the photoresist pattern and the ideal pattern are used as the cost function to evaluate the simulation results. The effectiveness of the improved algorithm is verified by simulation of the two grating structures. In order to verify the superiority of ANCS-PSO, it is compared with the traditional particle swarm optimization algorithm and genetic algorithm. The simulation results show that the errors of the two kinds of simulation patterns are reduced by Pattern 01: 52.2%, 41.7%, 37.4%, and Pattern 02: 35 %, 25.3%, 25.3%, respectively, which effectively improves the photoresist image assurance. The comparison of the simulation results of the three algorithms shows that the proposed method not only has higher iteration efficiency, but also has more advantages in improving the quality of lithographic imaging and image fidelity.

Wang J, Liu J B, Hu S. Source optimization based on adaptive nonlinear particle swarm method in lithography[J]. *Opto-Electron Eng*, 2021, 48(9): 210167; DOI: [10.12086/oee.2021.210167](https://doi.org/10.12086/oee.2021.210167)

Foundation item: National Natural Science Foundation of China (61604154, 61875201, 61975211, 62005287)

\* E-mail: [husong@ioe.ac.cn](mailto:husong@ioe.ac.cn)