

# 基于机器学习校正的极紫外光刻含缺陷掩模仿真方法

张恒<sup>1,2</sup>, 李思坤<sup>1,2\*</sup>, 王向朝<sup>1,2\*\*</sup>, 成维<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup>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;

<sup>2</sup>中国科学院大学, 北京 100049

**摘要** 提出了一种基于机器学习参数校正的极紫外光刻三维含缺陷掩模仿真方法。本方法采用随机森林、K 近邻等机器学习方法, 对基于结构分解法的含缺陷掩模衍射谱快速仿真模型的参数进行动态校正, 提高了模型的精度及适应性。以严格仿真为标准值, 对随机设定的 50 组接触孔掩模进行仿真验证, 结果表明, 经参数校正后, 快速模型的空间像仿真精度平均提升了 45%, 且参数校正前、后的快速模型仿真精度皆优于所对比的改进型单平面近似法(平均仿真精度分别提升 4.3 倍和 8.7 倍)。此外, 在对像面周期为 44 nm 掩模的缺陷补偿仿真应用中, 在仿真结果较一致(误差 0.8 nm)的情况下, 校正后的快速模型的单次衍射谱仿真速度比严格仿真提升了约 97 倍。

**关键词** 光学设计; 极紫外光刻; 掩模衍射谱仿真; 结构分解法; 机器学习; 缺陷补偿

中图分类号 O436

文献标识码 A

doi: 10.3788/AOS201838.1222002

## 3D Rigorous Simulation of Defective Masks used for EUV Lithography via Machine Learning-Based Calibration

Zhang Heng<sup>1,2</sup>, Li Sikun<sup>1,2\*</sup>, Wang Xiangzhao<sup>1,2\*\*</sup>, Cheng Wei<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup>Laboratory of Information Optics and Optoelectronic Technology, Shanghai Institute of Optics and Fine Mechanics, Chinese Academy of Sciences, Shanghai 201800, China;

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

**Abstract** This study proposes a fast simulation method that employs machine learning-based parameter calibration for three-dimensional (3D) rigorous simulation of defective masks in extreme ultraviolet lithography. The parameters of the structure-decomposed fast simulation model for defective mask diffraction are calibrated using machine learning methods, such as random forest and K-nearest neighbors, to improve the simulation accuracy and adaptivity. Herein, rigorous simulation is used as a benchmark standard for the calibration of model parameters. Simulation results of 50 validation contact masks set randomly reveal that the average simulation accuracy of aerial images is increased by 45% after calibration; both calibrated and uncalibrated fast models display better simulation accuracy (improved by 4.3 and 8.7 times, respectively) compared with an advanced single-surface approximation model. By applying defect-compensation simulation to a mask of 44-nm period, the simulation speed of single diffraction of the corrected fast model is ~97 times faster than that of the rigorous simulation when the simulation results are consistent (error is 0.8 nm).

**Key words** optical design; extreme ultraviolet lithography; mask diffraction spectrum simulation; structure decomposition method; machine learning; defect compensation

**OCIS codes** 220.3740; 050.1940; 340.7480; 050.1755

## 1 引言

极紫外光刻机目前已被用于下一代先进半导体如 7 nm 及以下节点的芯片制造研发中, 且有望被用于 7 nm 节点的芯片量产中<sup>[1-2]</sup>。极紫外光刻(EUVL)掩模中的缺陷会降低成像质量, 是影响光

刻产率及 EUVL 量产的主要问题之一<sup>[3]</sup>。目前难以实现无缺陷掩模的批量制备, 通常采用缺陷修复、补偿等技术以降低或消除缺陷掩模对成像的影响<sup>[3-4]</sup>。对难以修复的多层膜缺陷, 可采取掩模吸收层图形修正、吸收层图形偏移、多层膜增材及多层膜剥离修正等方式降低缺陷对成像的影响, 实现对缺

收稿日期: 2018-04-18; 修回日期: 2018-07-11; 录用日期: 2018-07-26

基金项目: 国家自然科学基金(61474129)、上海市自然科学基金(17ZR1434100)

\* E-mail: lisikun@siom.ac.cn; \*\* E-mail: wxz26267@siom.ac.cn

陷的补偿<sup>[4-6]</sup>。此外,极紫外光刻特有的厚掩模特性(掩模厚度相对波长较大)会引起成像图形位置偏移及最佳焦面偏移等现象,导致成像质量下降<sup>[7-8]</sup>,在进行缺陷补偿时需考虑对掩模图形的优化以减弱此类效应的不良影响<sup>[9]</sup>。掩模的缺陷补偿与图形优化皆需用到掩模成像仿真,得到优化补偿参数并验证优化补偿结果,这对掩模成像模型的仿真精度和速度皆提出了较高的要求<sup>[10-11]</sup>。

EUVL 掩模衍射谱仿真是掩模成像仿真的重要组成部分。掩模衍射谱仿真(简称为掩模仿真)是在模拟真实照明及光刻工艺条件下,对经过掩模调制(反射、衍射及透射等)后的照明光的光场分布及衍射谱进行仿真计算的过程,其方法通常可分为严格电磁场仿真和快速仿真两大类。严格电磁场仿真通过求解麦克斯韦方程组来获得掩模衍射谱,仿真精度较高,但计算需耗费大量仿真内存和时间,难以满足大面积三维(3D)掩模仿真对速度的需求<sup>[10,12]</sup>。快速仿真方法采用一定的分解策略或近似模型以提高仿真速度<sup>[13]</sup>。如掩模结构分解法可对组成掩模的吸收层、多层膜分别建模,是常见的可实现无缺陷、含缺陷掩模快速准确仿真的较好方法<sup>[12]</sup>。基于边界衍射理论的边界脉冲修正薄掩模近似模型及其扩展模型可较为准确地仿真吸收层衍射谱<sup>[12,14-15]</sup>。采用单一平面拟合多层膜反射特性的单平面近似法及其改进模型对多层膜进行仿真,仿真速度较快<sup>[13,16-18]</sup>,然而对具有较大缺陷尺寸(如表面高度大于 4 nm)或复杂缺陷形貌的掩模,其仿真精度有所降低<sup>[19]</sup>。而对多层膜进行横向网格划分,并对各网格点纵向逐层采用解析公式(如菲涅耳公式)计算反射率的方法(本研究统称为网格解析计算法,包括 Ito 方法<sup>[20]</sup>、传输矩阵法<sup>[21]</sup>、Clifford 方法<sup>[19]</sup>及等效膜层法<sup>[22]</sup>等),虽然计算复杂度略高于(速度略慢于)单平面近似法,但因其计算过程更贴近多层膜真实物理情况,可较好仿真具有不同尺寸缺陷或复杂缺陷形貌的掩模<sup>[19]</sup>。然而这类方法与严格仿真仍存在一定误差,尤其随着掩模周期及图形特征尺寸的减小,模型误差对成像结果的影响将更为突出<sup>[12]</sup>。此外,模型精度也受限于缺陷尺寸、位置与多层膜形貌的测量结果或测算精度<sup>[23-25]</sup>,这些对仿真模型的精度及适应性提出了较高的要求。

为解决上述问题,本文基于掩模结构分解法,对吸收层仿真和多层膜仿真分别采用扩展型边界脉冲修正法与网格解析计算法组成快速仿真模型(后文简称为快速模型)。通过 K 近邻(KNN)及随机森林

(RF)等机器学习方法对模拟真实标准数据的掩模严格仿真成像数据进行训练学习。根据学习得到的预测模型动态调整快速模型参数,使其仿真成像结果与标准成像结果更接近。通过标准或目标数据校正模型,实现对掩模衍射谱及掩模缺陷补偿的快速精确仿真。

## 2 理论模型

### 2.1 基于掩模结构分解的三维仿真模型

如图 1 所示,典型的 EUVL 三维掩模主要由吸收层(absorber)、多层膜(multilayer)和基底(substrate)三部分构成。吸收层对极紫外光起遮挡和吸收作用,掩模图形由吸收层上刻蚀的开孔体现。多层膜通常由 40 层 Mo/Si 双层膜构成,被设计为对波长为 13.5 nm 的极紫外光具有高反射率。多层膜存在缺陷(defect),会引起各层厚度的变化,各层反射率也会降低。基底为起支撑作用的 SiO<sub>2</sub>熔融石英玻璃。

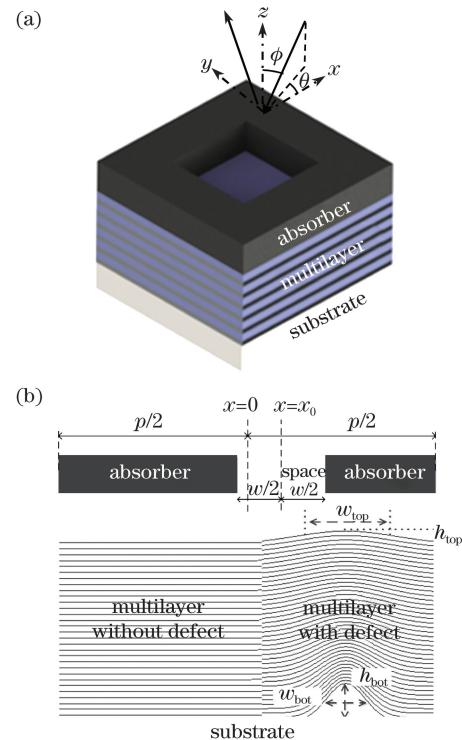


图 1 EUVL 三维掩模示意图。(a)三维视图;(b)侧截面图

Fig. 1 Schematic of EUVL 3D mask.

(a) 3D view; (b) side view

如图 2 所示,采用扩展型边界脉冲修正法<sup>[13]</sup>计算掩模吸收层的衍射谱( $t_a, t_b$  及  $\delta_{pulse}$  为该方法的模型参数,详见文献[13]),采用网格解析计算法计算多层膜的反射场,并将二者结合组成整体掩模衍射谱仿真模型。由于含缺陷多层膜部分的仿真结果是

影响整体掩模仿真精度的关键部分,且模型待校正参数也为多层膜形貌参数,因此,本节仅对含缺陷多层膜模型的计算原理进行重点阐述。

多层膜反射谱的计算过程如图 2(b)所示。首先,对多层膜进行横向( $x, y$  方向)网格划分,保持纵向( $z$  方向)Mo、Si 膜层的堆叠分布次序不变且各网格点尺寸小于入射光波长。其次,应用菲涅耳公式对各点所代表的多层膜条块逐层进行计算以得到反射场强。各点的具体计算步骤可参见等效膜层法<sup>[22]</sup>。最后,与等效膜层法对反射场的角谱积分处理不同,为提高计算速度,本研究对各网格点组成的反射场取离散傅里叶变换后的  $n$  个( $n < 3, n$  较大时对应的衍射级次能量极小,故可忽略)核心级次,并根据斜入射角的大小进行霍普金斯(Hopkins)频移<sup>[26]</sup>以得到最终衍射谱。

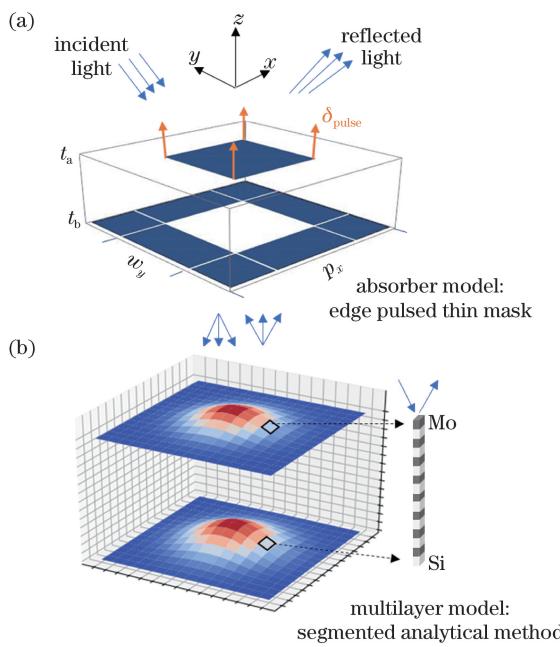


图 2 掩模仿真模型示意图。(a)吸收层模型;  
(b)多层膜模型

Fig. 2 Schematic of mask simulation model.  
(a) Absorber model; (b) multilayer model

与其他网格解析计算法依据离散邻域点计算斜率变化并调整入射角的方法<sup>[21-22]</sup>不同,本模型利用多层膜表面法向量与入射光矢量的夹角计算多层膜表面入射光的等效入射角,以更好地符合缺陷经多层膜平滑镀膜后表面较为连续平滑的特性<sup>[27]</sup>。

如图 1(b)所示,在对位于多层膜基底或底部区域的缺陷进行多层膜镀制时,会导致缺陷形貌向上传递,使多层膜各层发生形变。将基底缺陷高度  $h_{\text{bot}}$  和宽度  $w_{\text{bot}}$ ,表面缺陷高度  $h_{\text{top}}$  和宽度  $w_{\text{top}}$  结合

得到缺陷形态参数  $\Delta$ :

$$\Delta = (h_{\text{bot}}, w_{\text{bot}}; h_{\text{top}}, w_{\text{top}})。 \quad (1)$$

如图 2(b)所示,不同位置的缺陷形貌可由高斯函数表征:

$$z = f(x, y) = h \exp \left[ \frac{-(x - x_0)^2 4 \ln g}{w_x^2} \right] \times \exp \left[ \frac{-(y - y_0)^2 4 \ln g}{w_y^2} \right], \quad (2)$$

式中: $h$  为高斯形貌的峰值高度即缺陷高度参数; $w_x, w_y$  分别为  $x, y$  两方向上的半峰全宽即缺陷宽度参数,通常可取  $w = w_x = w_y$ ;  $g$  为高斯形貌调制因子,决定高斯形貌宽度的松弛度。

对(2)式求导得到表面区域缺陷高斯形貌上某点  $(x, y)$  的法向量  $\mathbf{n}_1$  为

$$\mathbf{n}_1 = \left( \frac{8z(x - x_0) \ln g}{w_x^2} \quad \frac{8z(y - y_0) \ln g}{w_y^2} \quad -1 \right)。 \quad (3)$$

而根据角谱理论,吸收层某一衍射级次  $(m, n)$  的方向余弦矢量  $\mathbf{n}_2$  可表示为

$$\mathbf{n}_2 = \left( \frac{m\lambda}{p_x} \quad \frac{n\lambda}{p_y} \quad \sqrt{1 - \left( \frac{m\lambda}{p_x} \right)^2 - \left( \frac{n\lambda}{p_y} \right)^2} \right), \quad (4)$$

式中, $\lambda$  为波长,  $p_x, p_y$  为掩模在  $x, y$  两方向上的周期。

则根据两矢量间夹角计算公式

$$\theta = \arccos \left( \frac{\mathbf{n}_1 \cdot \mathbf{n}_2}{|\mathbf{n}_1| |\mathbf{n}_2|} \right), \quad (5)$$

即可求得该级次  $(m, n)$  与高斯曲面某点处切面法向量的锐角夹角,即等效入射角。

## 2.2 模型参数的机器学习校正

在实际光刻掩模中,对掩模缺陷位置、尺寸及多层膜形貌的测量均存在一定误差,且掩模多层膜 Mo、Si 交界面存在一定粗糙度,并非理想平面<sup>[25]</sup>。对此,可对含缺陷多层膜的模型参数进行调整,将理论模型与真实标准数据进行校正匹配,从而提高仿真精度。

本研究采用机器学习算法,学习大量标准数据(此处采用商用光刻仿真软件 Dr.LiTHO<sup>[28]</sup> 中的波导法严格仿真数据模拟真实标准数据),并以此为基准校正快速模型的参数——高斯形貌调制因子  $g$ 。具体流程如下:首先,随机产生符合真实掩模参数范围<sup>[24,29]</sup>的,具有不同周期、图形尺寸及缺陷形态参数的大量(大于 500 组)接触孔图形掩模,采用严格仿真得到对应各掩模的衍射谱,进一步将衍射谱代入 Dr.LiTHO 的矢量成像模型得到掩模空间像;然

后,采用进化策略(ES)算法,以模型参数  $g$  为变量,以 2.1 节所述快速模型仿真得到的掩模空间像与严格仿真掩模空间像之间的误差为适应度(fitness)函数,即目标函数,对不同掩模参数下的模型参数  $g$  进行优化,得到使目标函数即空间像误差最小的  $g_{\text{best}}$ 。

如图 3 所示,将掩模参数(掩模周期、接触孔图形尺寸、缺陷形貌参数)作为特征数据,所对应的最优快速模型参数  $g_{\text{best}}$  作为目标数据,采用开源机器学习库 Scikit-learn<sup>[30]</sup> 中的随机森林、决策树(DT)及 K 近邻等不同回归方法,对大量数据进行监督学习,得到预测模型。在采用快速模型进行掩模仿真时,将掩模参数作为输入,利用预测模型预测出对应掩模参数的快速模型参数  $g_{\text{predicted}}$ ,将所得参数与标准数据进行动态匹配,从而提高仿真精度。值得说明的是,掩模参数特征维度较小,模型参数的在线预测时间为可忽略不计的 ms 量级,因此,模型仿真速度不会受到影响。

### 3 仿真结果与讨论

EUVL 仿真模拟的光刻参数设定如下(后文如未作特殊说明,不同掩模仿真方法皆采取相同的参数):13.5 nm 波长极紫外光;入射光线主入射角为 6°

表 1 不同掩模训练数据  
Table 1 Training data for different masks

Data index	Mask parameter						Model parameter
	Mask pitch / nm	Contact size / nm	$h_{\text{top}} / \text{nm}$	$w_{\text{top}} / \text{nm}$	$h_{\text{bot}} / \text{nm}$	$w_{\text{bot}} / \text{nm}$	
1	176	91	2	5	20	30	1.104
2	144	70	6	19	20	42	1.082
3	128	60	10	19	23	24	1.073
...	...	...	...	...	...	...	...
582	144	67	2	15	8	24	1.069
583	176	89	4	10	4	12	9.802
584	176	92	8	11	20	44	1.098

如表 2 所示,随机产生 50 组与训练数据不同的接触孔掩模作为验证数据。以光刻仿真软件 Dr.LiTHO<sup>[28]</sup> 的严格电磁场仿真方法波导法为基准,将快速模型与波导法严格仿真得到的掩模衍射谱代入相同的 Dr.LiTHO 矢量成像模型得到掩模空间像。

以快速模型与波导法严格仿真空间像强度误差的均方根值(RMS)作为仿真精度的衡量指标,采用不同机器学习方法对参数  $g$  校正后与未校正( $g$  取使模型平均精度最好的常数值 1.10)两种情况下的仿真结果进行对比,结果如图 4 所示。其中 Original

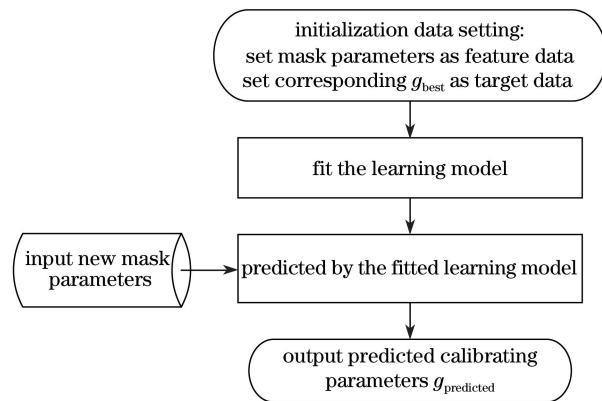


图 3 机器学习训练预测流程图

Fig. 3 Flow chart of training and predicting process employed in machine learning methods

的环形照明光源(照明环的内外半径分别取为 0.4, 0.8);吸收层厚度 70 nm, 材料为 TaN, 复折射率为 0.9260—0.0436j。多层膜 Mo、Si 材料复折射率分别为 0.9238—0.006435j, 0.9990—0.0018265j。

#### 3.1 模型参数校正效果仿真验证

如表 1 所示,对 584 组随机产生的掩模,采用进化策略算法得到其与严格仿真匹配的最优模型参数,采用决策树、K 近邻及随机森林等方法对该 584 组数据进行训练学习,得到预测模型。

代表未经参数校正的仿真结果,Best 代表采用进化策略优化算法得到的模型参数最优值所对应的仿真结果。DT、KNN、RF 分别代表采用决策树、K 近邻及随机森林三种机器学习回归方法对参数  $g$  进行校正。图 4 中分别标出了不同方法对应的 50 组 RMS 的最大值(max)、中位数(median)及最小值(min)的位置,且各方法琴形图的形状可直接反映 50 组数据的 RMS 分布情况。进一步,表 3 为不同方法包括平均值(mean)及标准差(SD deviation)在内的统计数据。RMS 很小,表中数值均为放大 1000 倍后的结果。

表 2 不同掩模验证数据  
Table 2 Testing data for different masks

Data index	Mask pitch / nm	Contact size / nm	$h_{\text{top}} / \text{nm}$	$w_{\text{top}} / \text{nm}$	$h_{\text{bot}} / \text{nm}$	$w_{\text{bot}} / \text{nm}$	Model parameter		
							Original	KNN	Best
1	176	93	6	12	10	21	1.10	1.19	1.23
2	176	89	10	18	18	25	1.10	1.15	1.15
3	176	83	8	9	8	37	1.10	1.10	1.10
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
48	144	80	9	7	11	35	1.10	1.09	1.08
49	200	95	6	6	28	33	1.10	1.12	1.10
50	160	83	5	10	11	23	1.10	1.10	1.10

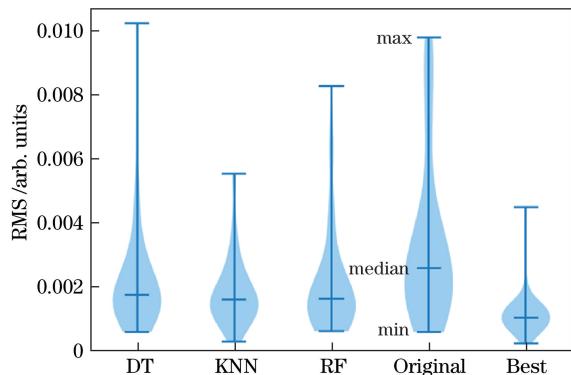


图 4 不同机器学习方法对快速模型参数校正前后的仿真结果对比图

Fig. 4 Comparison of simulation results for fast models with and without model parameter calibration using different machine learning methods

结合图 4 和表 3 可以看出, K 近邻方法结果与 Best 对应的结果最为贴近, 其 RMS 的平均值为 1.82, 优于其他两种方法, 且标准差较小, RMS 的最大值为 5.48, 是较为稳定的良好结果。此外, K 近邻法与参数未校正(对应 RMS 的平均值为 3.32)的情况相比, 仿真精度提升了 45%。值得说明的是, 在训练数据时仅采用了 584 组数据, 且各机器学习方法仅采用 Scikit-learn 所提供模型的默认参数, 而

通常训练数据量大小及不同学习方法参数均会影响预测精度。后续工作可进一步增大数据量, 对不同学习方法进行比较, 调整参数以提高预测模型的准确率, 进而进一步提高快速模型的仿真精度。

### 3.2 快速模型与单平面近似法仿真比较

以严格仿真结果为标准值, 采用 3.1 节产生的 50 组具有不同参数的掩模, 在与前述相同的光刻仿真条件下, 对经参数校正前后的快速模型与三维改进型单平面近似法<sup>[13]</sup>的仿真结果进行对比。两方法空间像误差值的分布统计结果如图 5 所示, 由图可知, 参数校正前(Original)与校正后(KNN)快速模型的平均仿真精度均优于改进型单平面近似法(ASDM)。快速模型在参数校正前的空间像 RMS 的平均值为 0.00332, 校正后误差平均值为 0.00182, 二者仿真精度分别为改进型单平面近似模型(RMS 平均值为 0.01764)的 5.3 倍和 9.7 倍。此外, 在相同仿真硬件(Intel i5 4 核 2.6 GHz CPU, 4 GB 内存)下, 对物面周期为 176 nm 的掩模的单次衍射谱进行仿真, ASDM 的仿真时间为 1.84 s, 校正后快速模型仿真时间为 2.03 s。由此可知, 与 ASDM 相比, 校正后模型的仿真速度略慢, 但仿真精度有较大提升。

表 3 不同参数校正方法的仿真精度对比

Table 3 Comparison of simulation accuracy of different parameter calibration methods

Method name	RMS mean	RMS median	RMS min	RMS max	RMS SD deviation
DT	2.19	1.68	0.54	10.2	1.70
KNN	1.82	1.55	0.23	5.48	1.09
RF	2.10	1.56	0.55	8.23	1.68
Original	3.32	2.53	0.53	9.77	2.58
Best	1.07	0.98	0.16	4.45	0.62

从图 5 中数据分布可知,利用改进型单平面近似模型对部分掩模参数进行仿真也可得到较好的仿真精度,然而其精度波动变化较大,不适合对更大参数范围的掩模进行仿真,这与其对含缺陷多层膜进行平面近似的计算特性有关,而对含缺陷多层膜进行物理近似的快速模型,其多层膜划分网格、逐层逐点的计算特性更贴近含缺陷多层膜的物理特征,可较好地适应不同缺陷、多层次膜形貌和掩模参数。采用机器学习对模型参数进行校正,可进一步提高与严格仿真数据的匹配度,从而提高仿真精度。

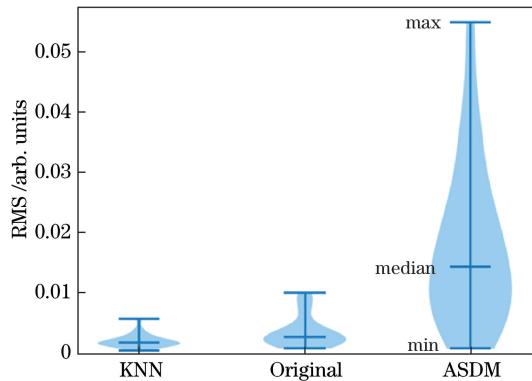


图 5 参数校正快速模型与改进型单平面近似模型  
仿真精度对比图

Fig. 5 Comparison of the simulation accuracy of a parameter calibrated fast model and an advanced single-surface approximation model

### 3.3 基于校正模型的缺陷补偿仿真应用

分别采用参数校正快速模型与严格仿真(光刻仿真软件 Dr.LiTHO 中的波导法)对含缺陷 EUVL 接触孔掩模进行缺陷补偿仿真。以无缺陷时掩模所成空间像为目标图形,含缺陷掩模所成空间像与目标图形的误差为适应度函数;以掩模吸收层接触孔尺寸为变量,采用进化策略算法优化适应度函数,使含缺陷掩模空间像与目标图形误差值最小。缺陷补偿的原理为:通过改变(通常为增大)接触孔图形尺寸以弥补由于多层次膜缺陷存在而导致的光强变化,使得最终含缺陷掩模成像结果与无缺陷目标图形一致。

选取典型掩模参数如下:掩模周期为 176 nm(对应像面尺寸为 44 nm),接触孔图形尺寸为 88 nm(像面尺寸为 22 nm)。多层次膜基底缺陷形态参数分别为  $h_{top}=2$  nm,  $w_{top}=15$  nm,  $h_{bot}=20$  nm,  $w_{bot}=35$  nm。图 6 为补偿结果对比图:图 6(a)为无缺陷掩模的严格仿真空间像(目标图形);图 6(b)为含缺陷掩模的严格仿真空间像(原始图形);图 6(c)为采用严格仿真对接触孔尺寸进行优化后

的掩模空间像,与无缺陷掩模空间像的误差 RMS 为 0.00345,对应的最优接触孔尺寸为 102.6 nm(像面尺寸为 25.7 nm);图 6(d)为 K 近邻参数校正快速模型对接触孔尺寸优化后的空间像,与无缺陷掩模空间像的误差 RMS 为 0.00344,对应最优接触孔尺寸为 106.1 nm(像面尺寸为 26.5 nm)。

对比可知,快速方法与严格仿真可得到较为一致的补偿参数(像面尺寸误差为 0.8 nm)与补偿结果。此外,在相同计算硬件(Intel i5 4 核 2.6 GHz CPU, 4 GB 内存)下,参数校正快速模型单次衍射谱的仿真时间为 2.03 s, 仿真速度约为严格仿真(198.76 s)的 98 倍。

严格仿真通常采取周期性假设,即假定仿真图形在  $x$ 、 $y$  两方向存在周期性重复,而实际掩模中的缺陷并不具备此周期性。由 2.1 节原理可知,快速模型在计算反射场时采用菲涅耳解析公式,并未引入周期性假设。因此,快速模型可能与严格仿真存在一定的误差,有待进一步仿真分析。然而即使存在一定误差,快速模型也可提供与严格仿真较接近的补偿参数,实际应用中可利用掩模真实曝光空间像数据对快速模型进行校正以提高仿真精度,或采用快速模型为仿真速度过慢的严格仿真缺陷补偿提供较好的优化初始值,从而在保证仿真精度的同时减小迭代优化时间,提高仿真速度。此外,补偿研究采用的掩模图形仅针对具有单一尺寸参数的方形接触孔图形,后续工作将扩展至基于多变量回归的机器学习参数校正,以实现对具有多尺寸参数的复杂掩模图形的缺陷补偿优化。

## 4 结 论

提出了一种基于机器学习参数校正的极紫外光刻三维含缺陷掩模快速仿真方法。仿真实验表明,采用机器学习进行模型参数校正有效提高了快速仿真模型对三维含缺陷掩模的仿真精度。对 50 组具有不同缺陷参数的接触孔掩模进行研究分析,采用 K 近邻法进行参数校正后的快速模型与未校正模型相比,空间像仿真精度平均提升了 45%,且参数校正模型与未校正模型仿真精度分别为改进型单平面近似法的 9.7 倍和 5.3 倍。对像面周期为 44 nm 的接触孔掩模图形进行缺陷补偿仿真的结果表明,利用本研究模型进行缺陷补偿,与采用严格仿真的补偿结果基本一致,最优补偿参数(接触孔尺寸)的像面误差为 0.8 nm。相同硬件及仿真参数下,本研究模型的单次衍射谱仿真速度约为严格仿真的 98 倍。

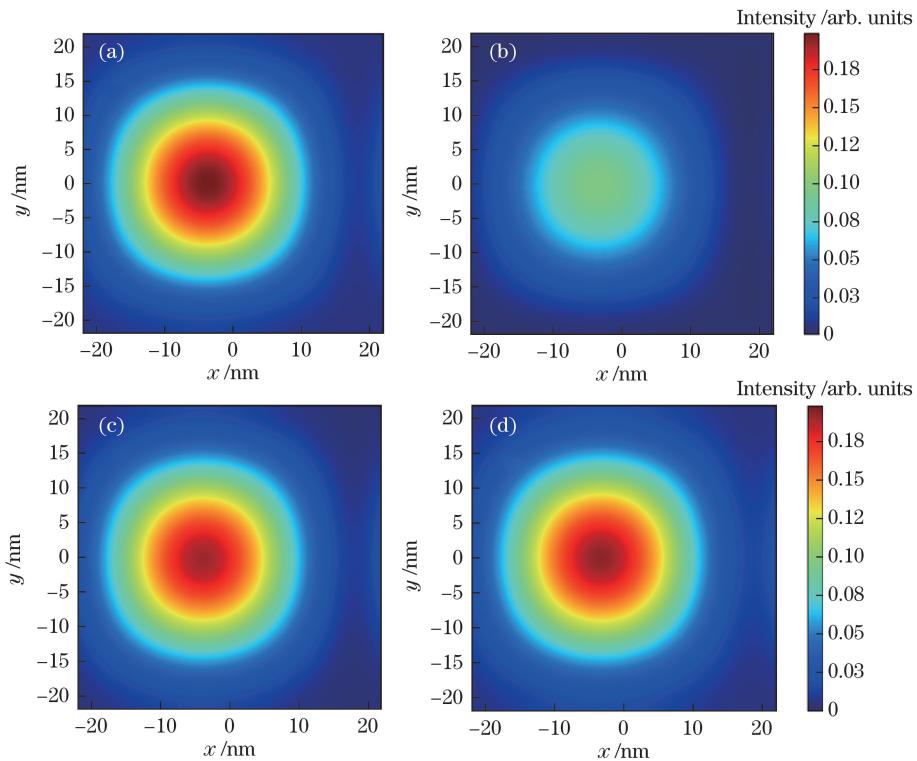


图 6 掩模空间像仿真结果对比图。(a)无缺陷掩模严格仿真;(b)未补偿含缺陷掩模严格仿真;  
(c)严格仿真缺陷补偿后;(d)快速模型缺陷补偿后

Fig. 6 Comparison of the aerial images of mask simulations. (a) Rigorous simulation of a defect-free mask; (b) rigorous simulation of defective uncompensated mask; (c) defect compensation using a rigorous model; (d) defect compensation using a fast model

当缺陷补偿对精度和速度要求较高时,可先使用本研究模型进行缺陷补偿预优化,得到补偿参数的初始值或近似解,再采用严格仿真方法进行进一步迭代优化,从而提高缺陷补偿的精度与速度。

## 参 考 文 献

- [1] Kim S S, Chalykh R, Kim H, *et al.* Progress in EUV lithography toward manufacturing[J]. Proceedings of SPIE, 2017, 10143: 1014306.
- [2] Buitrago E, Meeuwissen M, Yildirim O, *et al.* State-of-the-art EUV materials and processes for the 7 nm node and beyond[J]. Proceedings of SPIE, 2017, 10143: 101430T.
- [3] Wood II O R. EUVL: challenges to manufacturing insertion[J]. Journal of Photopolymer Science and Technology, 2017, 30(5): 599-604.
- [4] Turkot B, Carson S L, Lio A, *et al.* EUV progress toward HVM readiness[J]. Proceedings of SPIE, 2016, 9776: 977602.
- [5] Qi Z Q J, Rankin J H, Narita E, *et al.* Viability of pattern shift for defect-free extreme ultraviolet lithography photomasks[J]. Journal of Micro/Nanolithography, MEMS, and MOEMS, 2016, 15(2): 021005.
- [6] Pang L Y, Satake M, Li Y, *et al.* EUV multilayer defect compensation (MDC) by absorber pattern modification, film deposition, and multilayer peeling techniques[J]. Proceedings of SPIE, 2013, 8679: 86790U.
- [7] Erdmann A, Xu D B, Evanschitzky P, *et al.* Characterization and mitigation of 3D mask effects in extreme ultraviolet lithography[J]. Advanced Optical Technologies, 2017, 6(3/4): 187-201.
- [8] Haque R R, Levinson Z, Smith B W. 3D mask effects of absorber geometry in EUV lithography systems[J]. Proceedings of SPIE, 2016: 9776: 97760F.
- [9] Qi Z Q J, Rankin J, Narita E, *et al.* Viability of pattern shift for defect-free EUV photomasks at the 7 nm node[J]. Proceedings of SPIE, 2015, 9635: 96350N.
- [10] Erdmann A, Evanschitzky P, Bret T, *et al.* Modeling strategies for EUV mask multilayer defect dispositioning and repair[J]. Proceedings of SPIE, 2013, 8679: 86790Y.
- [11] Lam M, Clifford C, Raghunathan A, *et al.* Enabling full field physics based OPC via dynamic model

- generation [J]. Proceedings of SPIE, 2017, 10143: 1014316.
- [12] Cao Y T, Wang X Z, Bu Y. Fast simulation method for contact hole mask in extreme-ultraviolet lithography [J]. Acta Optica Sinica, 2012, 32(7): 0705001.  
曹宇婷, 王向朝, 步扬. 极紫外投影光刻接触孔掩模的快速仿真计算 [J]. 光学学报, 2012, 32(7): 0705001.
- [13] Zhang H, Li S K, Wang X Z. A rapid simulation method for diffraction spectra of EUV lithography mask based on improved structural decomposition [J]. Acta Optica Sinica, 2018, 38(1): 0105001.  
张恒, 李思坤, 王向朝. 基于改进型结构分解的极紫外光刻掩模衍射谱快速仿真方法 [J]. 光学学报, 2018, 38(1): 0105001.
- [14] Lam M C, Neureuther A R. Simplified model for absorber feature transmissions on EUV masks [J]. Proceedings of SPIE, 2006, 6349: 63492H.
- [15] Li Y, Satake M, Peng D P, et al. Advancement of fast EUV lithography modeling/simulations and applications on evaluating different repair options for EUV mask multilayer defect [J]. Proceedings of SPIE, 2013, 8880: 88802G.
- [16] Gullikson E M, Cerjan C, Stearns D G, et al. Practical approach for modeling extreme ultraviolet lithography mask defects [J]. Journal of Vacuum Science & Technology B: Microelectronics and Nanometer Structures, 2002, 20(1): 81-86.
- [17] Clifford C H, Neureuther A R. Fast simulation methods and modeling for extreme ultraviolet masks with buried defects [J]. Journal of Micro/Nanolithography, MEMS, and MOEMS, 2009, 8(3): 031402.
- [18] Liu X L, Li S K, Wang X Z. Simplified model for defective multilayer diffraction spectrum simulation in extreme ultraviolet lithography [J]. Acta Optica Sinica, 2014, 34(9): 0905002.  
刘晓雷, 李思坤, 王向朝. 极紫外光刻含缺陷多层膜衍射谱仿真简化模型的研究 [J]. 光学学报, 2014, 34(9): 0905002.
- [19] Clifford C H, Chan T T, Neureuther A R, et al. Compensation methods using a new model for buried defects in extreme ultraviolet lithography masks [J]. Proceedings of SPIE, 2010, 7823: 78230V.
- [20] Ito M, Ogawa T, Otaki K, et al. Simulation of multilayer defects in extreme ultraviolet masks [J]. Japanese Journal of Applied Physics, 2001, 40(4A): 2549-2553.
- [21] Evanschitzky P, Erdmann A, Besacier M, et al. Simulation of extreme ultraviolet masks with defective multilayers [J]. Proceedings of SPIE, 2003, 5130: 1035-1045.
- [22] Liu X L, Li S K, Wang X Z. Simulation model based on equivalent layer method for defective mask multilayer in extreme ultra-violet lithography [J]. Acta Optica Sinica, 2015, 35(6): 0622005.  
刘晓雷, 李思坤, 王向朝. 基于等效膜层法的极紫外光刻含缺陷掩模多层膜仿真模型 [J]. 光学学报, 2015, 35(6): 0622005.
- [23] Jang I-L-Y, Teki R, Jindal V, et al. Defect printability comparing actinic printing with advanced simulation for EUV masks [J]. Proceedings of SPIE, 2013, 8679: 86790H.
- [24] Verduijn E, Mangat P, Wood O, et al. Printability and actinic AIMS review of programmed mask blank defects [J]. Proceedings of SPIE, 2017, 10143: 101430K.
- [25] Melvin L S, Kandel Y, Isayan A, et al. Individual multilayer reflectance and near field image formation in an EUV reticle [J]. Proceedings of SPIE, 2017, 10450: 104500F.
- [26] Cao Y T, Wang X Z, Qiu Z C, et al. Simplified model for mask diffraction in extreme-ultraviolet projection lithography [J]. Acta Optica Sinica, 2011, 31(4): 0405001.  
曹宇婷, 王向朝, 邱自成, 等. 极紫外投影光刻掩模衍射简化模型的研究 [J]. 光学学报, 2011, 31(4): 0405001.
- [27] Hashimoto T, Yamanashi H, Sugawara M, et al. Lithographic characterization of EUVL mask blank defects [J]. Proceedings of SPIE, 2004, 5374: 740-750.
- [28] Fühner T, Schnattinger T, Ardelean G, et al. Dr. LiTHO: a development and research lithography simulator [J]. Proceedings of SPIE, 2007, 6520: 65203F.
- [29] van de Kerkhof M, Jasper H, Levasier L, et al. Enabling sub-10nm node lithography: presenting the NXE: 3400B EUV scanner [J]. Proceedings of SPIE, 2017, 10143: 101430D.
- [30] Pedregosa F, Varoquaux G, Gramfort A, et al. Scikit-learn: machine learning in Python [J]. Journal of Machine Learning Research, 2011, 12: 2825-2830.