

极紫外光刻掩模相位型缺陷的形貌重建方法

成维^{1,2}, 李思坤^{1,2*}, 王向朝^{1,2**}, 张子南^{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中国科学院大学材料与光电研究中心, 北京 100049

摘要 提出了一种极紫外光刻掩模多层膜相位型缺陷的形貌重建方法。采用表面与底部形貌参数表征相位型缺陷的三维形貌;采用原子力显微镜测量缺陷表面形貌参数;采用傅里叶叠层成像技术重建含缺陷的空白掩模空间像复振幅;采用卷积神经网络与多层感知器两种深度学习模型构建空间像振幅/相位与缺陷底部形貌参数之间的关系,建立缺陷底部形貌参数重建模型;利用训练后模型从空间像的振幅与相位信息中重建出缺陷底部形貌参数。仿真结果表明,训练后模型可准确重建相位型缺陷的底部形貌参数。凸起型与凹陷型缺陷的底部半峰全宽重建结果的均方根误差分别为 0.51 nm 和 0.43 nm,底部高度重建结果的均方根误差分别为 3.35 nm 和 1.73 nm。由于采用空间像作为信息载体,本方法不受沉积条件的影响。

关键词 衍射;极紫外光刻;掩模缺陷;相位恢复;深度学习

中图分类号 O436.1

文献标志码 A

doi: 10.3788/AOS202040.1005001

Method for Profile Reconstruction of Phase Defects in Extreme Ultraviolet Lithography Mask

Cheng Wei^{1,2}, Li Sikun^{1,2*}, Wang Xiangzhao^{1,2**}, Zhang Zinan^{1,2}

¹Laboratory of Information Optics and Opt-electronic Technology, Shanghai Institute of Optics and Fine Mechanics, Chinese Academy of Sciences, Shanghai 201800, China;

²Center of Materials Science and Optoelectronics Engineering, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China

Abstract This paper proposed a new method for profile reconstruction of phase defects in extreme ultraviolet lithography mask multilayer films. Three-dimensional profiles of phase defects were characterized using the top and bottom profile parameters. The top profile parameters of defects were measured using an atomic force microscope. Moreover, Fourier ptychography technology was used to retrieve the complex amplitudes of aerial images of the defected mask blanks. Using deep learning models, the bottom profile parameter reconstruction model of defects was constructed by determining the relationship between the amplitudes/phases of aerial images and the bottom profile parameters of defects. The deep learning models used herein include a convolutional neural network and multilayer perceptron. The bottom profile parameters of defects can be reconstructed from the amplitudes/phases of the aerial images using the trained models. The simulation results show that the trained models can accurately reconstruct the bottom profile parameters of phase defects. The root-mean-square errors of bottom full-width-half-maximum reconstruction results of bump and pit defects are 0.51 and 0.43 nm, respectively. The root-mean-square errors of bottom height reconstruction results are 3.35 and 1.73 nm, respectively. The proposed method is immune to the deposition conditions because it captures aerial images as an information carrier.

Key words diffraction; extreme ultraviolet lithography; mask defect; phase retrieval; deep learning

OCIS codes 050.1940; 340.7480; 220.3740

1 引 言

极紫外(EUV)光刻已被用于 7 nm 技术节点电

子器件的大规模制造中,并且针对 5 nm 技术节点,预计用于 EUV 光刻制造的芯片层数将明显增加^[1]。多层膜缺陷是 EUV 光刻掩模中特有的缺

收稿日期: 2019-12-30; 修回日期: 2020-01-18; 录用日期: 2020-02-14

基金项目: 国家科技重大专项(2012ZX02702001-006)、上海市自然科学基金(17ZR1434100)

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

陷^[2-3],根据缺陷对多层膜反射影响的不同,可分为振幅型缺陷与相位型缺陷^[4]。振幅型缺陷位于多层膜接近顶层处,影响多层膜反射光的振幅^[4-5]。相位型缺陷是指由基底上的凸起、凹陷,及在沉积过程中掉落的颗粒引起的多层膜变形,这类缺陷同时影响多层膜反射光的振幅与相位^[4-5]。EUV光刻的曝光波长很短,仅具有纳米尺寸三维形貌的相位型缺陷可使得反射光产生明显的相位变化,所以它们明显影响 EUV 光刻的成像质量^[4]。由于设备与工艺水平的限制,目前尚无法制造无缺陷掩模^[2]。常采用的缺陷补偿方法是将缺陷移动到没有图形的区域或者覆盖在吸收层之下,对缺陷相邻区域的吸收层图形进行一定修改,以补偿或减少缺陷造成的成像质量损失^[2,6]。相位型缺陷的三维形貌在精确仿真分析缺陷对成像的影响、实现准确有效的缺陷补偿方面具有十分重要的意义^[7]。

基于暗场成像的工作波长检测设备(ABI)^[8]可准确检测掩模相位型缺陷所处的位置,但无法测量相位型缺陷的形貌特征。在明确缺陷所处位置的情况下,对缺陷进行形貌分析有助于获取准确的缺陷补偿参数。相位型缺陷的表面形貌可用现有的检测设备进行测量,如原子力显微镜(AFM),但由于这类缺陷对掩模成像质量的影响取决于其三维形貌^[7],仅测量表面形貌难以满足缺陷仿真分析与补偿的需求。透射电子显微镜(TEM)可精确测量相位型缺陷的三维形貌,但它是一种破坏性的测量方式,在实际生产中无法直接用于缺陷三维形貌检测^[5]。目前,相位型缺陷的三维形貌难以用非破坏性的测量方式直接测量。针对该问题,研究人员提出了多种间接获得相位型缺陷三维形貌的非破坏性方法。Pang等^[9]提出了一种相位型缺陷形貌重建的方法,该方法的计算过程可视为 Stearn 生长模型^[10]的反演过程。利用 AFM 测量缺陷表面形貌,将缺陷表面作为起始面计算表面下多层膜中每一层的形貌,并通过与 TEM 对样本缺陷的测量结果进行标定,建立缺陷形貌重建模型;将 AFM 测得的缺陷表面形貌作为输入,利用完成标定后的缺陷形貌重建模型可重建缺陷的三维形貌。但该模型未考虑沉积条件与沉积工具对多层膜生长的影响,仅可用于与标定数据沉积条件相同的情况。Upadhyaya等^[11]提出了一种考虑沉积条件对生长模型影响的缺陷形貌重建方法,该方法通过建立水平集多层膜生长模型^[12],绘制缺陷表面形貌随缺陷底部形貌变化的等值线图,根据绘制的等值线图,利用 AFM 测

得的缺陷表面形貌求得对应的缺陷底部形貌。该方法由于需要针对不同的沉积工具与沉积条件分别建模与绘制等值线图,普适性不强。Xu等^[13]提出了一种基于空间像的缺陷形貌重建方法,该方法采用强度传输方程恢复空间像相位,采用主成分分析(PCA)方法提取空间像特征值,并利用神经网络重建缺陷参数。该方法是基于空间像对缺陷参数进行重建的,可对不同沉积条件下的多层膜相位型缺陷三维形貌进行重建,但在建模过程中将缺陷底部高度与半峰全宽(FWHM)设定为相同的值。缺陷的高度与宽度参数对缺陷分析均起重要作用^[11],并且在实际情况下两者一般不相等,该方法对缺陷三维形貌的表征存在明显不足,仅用一维数据对缺陷底部形貌进行描述是不充分的甚至有误导性^[14]。

本文提出了一种新的基于空间像的 EUV 光刻掩模多层膜相位型缺陷形貌重建方法。相位型缺陷由表面形貌参数与底部形貌参数表征。采用 AFM 测量缺陷表面形貌参数,采用傅里叶叠层成像(FP)技术^[15-16]重建含缺陷空白掩模(本文空白掩模均指无沉积吸收层的掩模)的空间像复振幅。FP是一种利用不同照明角度相干光照射下所成像的频谱之间的重叠,采用迭代算法恢复成像复振幅的技术。该技术在恢复相位信息的同时可合成较原成像系统数值孔径更大的数值孔径^[17]。采用深度学习^[18]的方法建立空间像与缺陷底部形貌参数之间的关系。基于卷积神经网络(CNN)^[19]建立缺陷底部半峰全宽重建模型;基于多层感知器(MLP)^[20]建立缺陷底部高度重建模型。利用形貌参数重建模型准确重建了多层膜相位型缺陷的底部形貌。所提方法具有重建精度高且不受沉积条件影响的优点。

2 理论模型

虽然引起多层膜变形的天然缺陷形貌不一,但由于在缺陷上最先沉积的多层膜可以平滑缺陷的不规则性且多层膜沉积使得缺陷表面形貌也较为平滑,因此高斯型缺陷可以有效表征缺陷形貌^[11]。已知缺陷的表面和底部形貌参数,多层膜中间的形貌可根据压缩程度(基于 Ito 模型^[21])进行插值来获得^[6]。将缺陷表面高度 h_{top} 、缺陷表面半峰全宽 ω_{top} 、缺陷底部高度 h_{bot} 及缺陷底部半峰全宽 ω_{bot} 结合并作为缺陷的形貌参数 $\Delta \in \{h_{\text{top}}, \omega_{\text{top}}, h_{\text{bot}}, \omega_{\text{bot}}\}$ ^[22-23]。当压缩层数为 N_{cp} (本文设定为 40)

时,第 k 层Mo/Si双层膜变形的高度 h_k 和半峰全宽 ω_k 的表达式^[6]为

$$h_k = h_{\text{bot}} + (h_{\text{bot}} - h_{\text{top}}) \times \left[\frac{k(k+1)}{N_{\text{cp}}(N_{\text{cp}}+1)} - \frac{2k}{N_{\text{cp}}} \right], \quad (1)$$

$$\omega_k = \frac{(\omega_{\text{top}} - \omega_{\text{bot}})}{N_{\text{cp}}} \times k + \omega_{\text{bot}}. \quad (2)$$

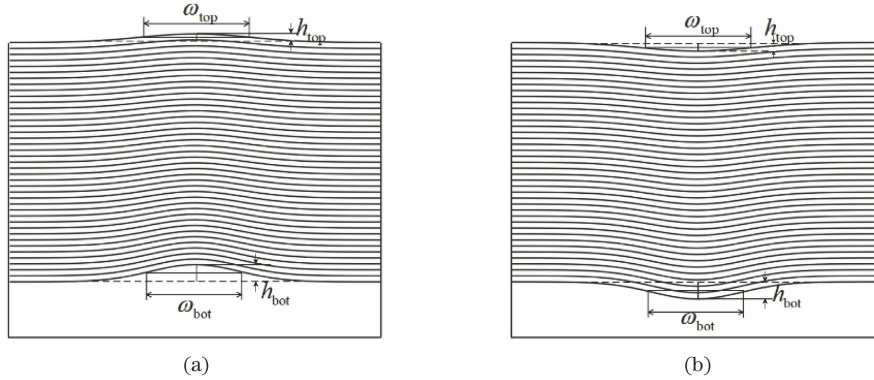


图 1 EUV 光刻含缺陷多层膜示意图。(a)凸起型缺陷;(b)凹陷型缺陷

Fig. 1 Schematic of defected multilayer film in EUV lithography. (a) Bump defect; (b) pit defect

2.1 含缺陷空白掩模空间像的复振幅重建

采用空间像检测设备直接测得的空间像仅包含强度信息。对空间像复振幅进行重建,除了可以获得强度信息之外还可以获得相位信息,可更好地表征缺陷对多层膜反射性质的影响,特别是缺陷引起的相位变化。本研究采用 FP 对具有不同缺陷参数 Δ 的含缺陷空白掩模空间像进行复振幅重建。FP 利用不同照明方向下空间像频谱之间的重叠迭代恢复空间像的复振幅信息,提高了成像分辨率^[15]。

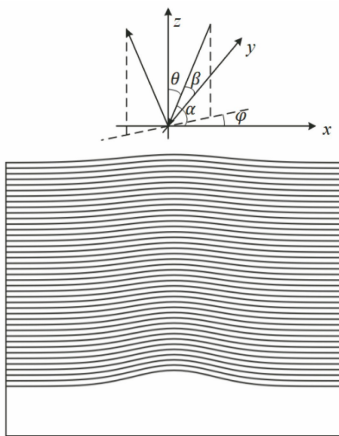


图 2 照明角度示意图

Fig. 2 Schematic of illumination angle

如图 2 所示,在光刻成像系统中,通常用入射光与 z 轴的夹角 θ 和入射光在 xy 面的投影与 x 轴之

Mo/Si 层厚度比例保持为 4.17 nm/2.78 nm。两种典型的相位型缺陷,即凸起型缺陷与凹陷型缺陷如图 1 所示。相位型缺陷影响多层膜反射光的振幅与相位,改变光刻成像系统中物的复振幅 $A_{\text{object}}(x, y)$,从而影响空间像的复振幅 $A_{\text{output}}(x, y)$ 。具有不同形貌参数 Δ 的缺陷对 $A_{\text{output}}(x, y)$ 的影响不同。

间的夹角 φ 表示入射光方向。入射光的方向余弦 (α, β) 表示为

$$\begin{cases} \cos \alpha = \sin \theta \cos \varphi \\ \cos \beta = \sin \theta \sin \varphi \end{cases} \quad (3)$$

入射光的相移因子可表示为 $\exp\left[j \frac{2\pi}{\lambda} (\sin \theta \cos \varphi x + \sin \theta \sin \varphi y)\right]$,其中 λ 是入射光的波长, j 是虚数单位。该成像系统的相干成像过程可表示为

$$A_{\text{output}}(x, y) = h(x, y) \otimes \left\{ A_{\text{object}}(x, y) \exp\left[-j \frac{2\pi}{\lambda} (\sin \theta \cos \varphi x + \sin \theta \sin \varphi y)\right] \right\}, \quad (4)$$

式中: $h(x, y)$ 为空域的相干点扩展函数。将成像过程转换到频域:

$$G_{\text{output}}(f_x, f_y) = H_{\text{coh}}(f_x, f_y) \times G_{\text{object}}\left(f_x + \frac{\sin \theta \cos \varphi}{\lambda}, f_y + \frac{\sin \theta \sin \varphi}{\lambda}\right), \quad (5)$$

式中: G_{object} 为物频谱; G_{output} 为像频谱; $H_{\text{coh}}(f_x, f_y)$ 为成像系统的相干传递函数。空域中的斜入射光对应的物频谱可等效为正入射时物频谱 $G_{\text{object}}(f_x, f_y)$ 进行频移后所得到的频谱,频移值由 $\left(\frac{\sin \theta \cos \varphi}{\lambda}, \frac{\sin \theta \sin \varphi}{\lambda}\right)$ 决定。

正入射时,光瞳函数等效为低通滤波器,保留正入射衍射谱 $G_{\text{object}}(f_x, f_y)$ 中空间频率满足

$\sqrt{f_x^2 + f_y^2} \leq \frac{NA_{obj}}{\lambda}$ 的部分。

对方向为 (θ, φ) 的入射光, 光瞳函数保留的衍射谱 $G_{object}(f_x, f_y)$ 中的空间频率满足

$$\sqrt{\left(f_x - \frac{\sin \theta \cos \varphi}{\lambda}\right)^2 + \left(f_y - \frac{\sin \theta \sin \varphi}{\lambda}\right)^2} \leq \frac{NA_{obj}}{\lambda}, \quad (6)$$

式中: NA_{obj} 为投影物镜的物方数值孔径。

由于引入了单一角度相干照明条件下无法通过光瞳的频谱, FP 可合成比 NA_{obj} 更大的物方数值孔径 $NA_{syn}^{[17]}$ 。在真空系统中, NA_{syn} 满足

$$NA_{syn} = NA_{obj} + \sin \theta_{max}, \quad (7)$$

式中: θ_{max} 为入射光与 z 轴夹角最大值。数值孔径的增大使得成像过程可保留更多的高频信息, 能更好地还原振幅与相位变化^[24]。FP 重建空间像复振幅的流程如图 3 所示, 详细算法可参考文献[15]。

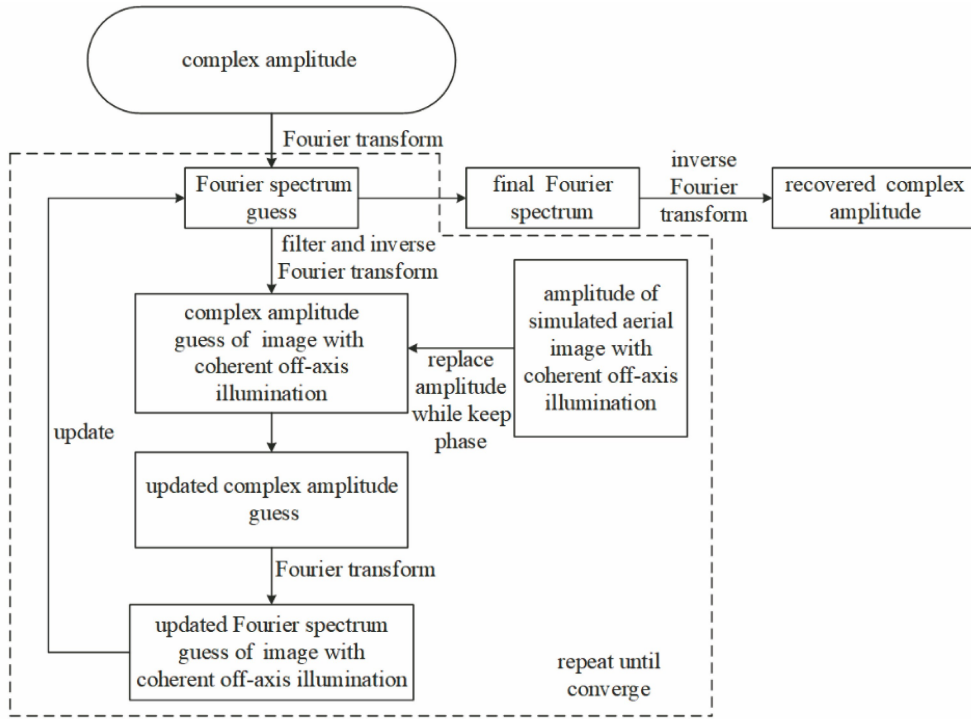


图 3 FP 重建复振幅流程

Fig. 3 Flowchart of FP reconstructing complex amplitude

2.2 相位型缺陷的底部形貌参数重建模型

采用深度学习模型构建缺陷底部形貌参数与含缺陷空白掩模空间像振幅和相位信息之间的关系。分析具有不同底部形貌参数的缺陷造成的振幅与相位变化, 对 ω_{bot} 和 h_{bot} 分别采用 CNN 模型与 MLP 模型进行重建。

空间像振幅与相位均为二维数据, 且空间像振幅分布的特征不统一, 人为进行特征提取难以保证能保留图片的全部重要特征。CNN 具有优异的特征选取能力^[19], 可自动提取空间像特征。由于空间像振幅与相位对 ω_{bot} 的变化更敏感且呈现明显的变化趋势, ω_{bot} 与空间像信息之间可建立起稳固的联系, 故采用 CNN 对 ω_{bot} 进行重建。空间像振幅与相位, 特别是凸起型缺陷的空间像振幅与相位对 h_{bot} 的变化不够敏感, 仅用空间像振幅与相位作为输入难以准确恢复出 h_{bot} 。考虑到重建的 ω_{bot} 较为准确,

将重建所得 ω_{bot} 与空间像振幅和相位的中心值一同作为 h_{bot} 重建模型的输入。在 ω_{bot} 为已知值的情况下建立空间像信息与 h_{bot} 之间的联系, 提高 h_{bot} 重建的准确性。由于 ω_{bot} 为一维数据, 与适宜处理图像二维输入的 CNN 相比, MLP 更适用于输入为一维数据的情况, 故采用 MLP 模型对 h_{bot} 进行重建。

CNN 模型如图 4 所示。CNN 模型中各卷积层和全连接层采用的激励函数均为 ReLU, 输入为空间像振幅与相位图像。第一层为含有 32 个大小为 3×3 的卷积核的卷积层, 卷积层的作用是特征提取; 第二层是核大小为 2×2 , 步长为 2 的最大池化层, 池化层的作用是降低待处理数据的数量; 第三层为含有 32 个大小为 5×5 的卷积核的卷积层; 第四层是核大小为 2×2 , 步长为 2 的最大池化层; 将前四层结构重复一次, 后接 flatten 层, 将数据压成一维数据; flatten 层后是两层含 20 个神经元的全连接

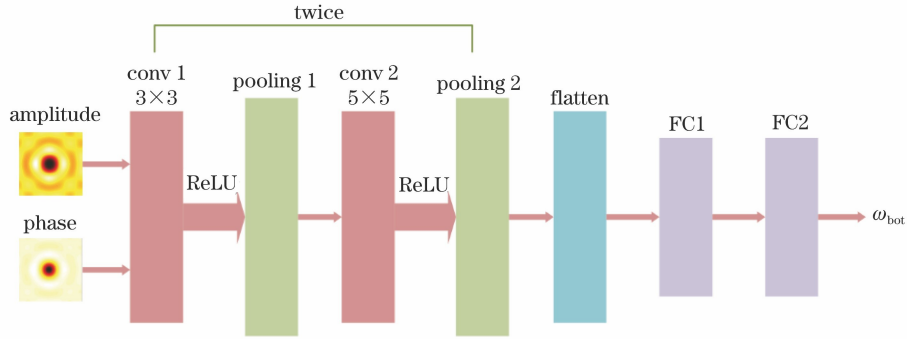


图 4 CNN 示意图

Fig. 4 Schematic of CNN

(FC)层,用于生成全局语义信息。最后输出缺陷底部半峰全宽 ω_{bot} 。

MLP 模型如图 5 所示。MLP 模型的输入为空间像振幅与相位的中心值(分别表示为 $A_{\text{amplitudecv}}$, P_{phasecv})和 CNN 模型重建的 ω_{bot} 。MLP 模型含 6 层

隐藏层,每个隐藏层有 50 个神经元,输出为缺陷底部高度 h_{bot} 。

多层膜相位型缺陷的底部形貌参数重建流程如图 6 所示,包含参数重建模型建模和缺陷底部形貌参数重建两部分。

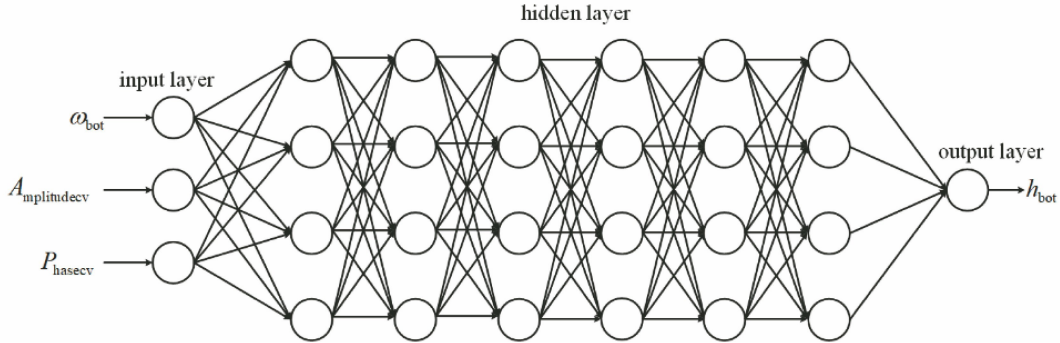


图 5 MLP 示意图

Fig. 5 Schematic of MLP

在建模部分,首先生成含有不同底部形貌参数 h_{bot} 、 ω_{bot} 的相位型缺陷。由于表面形貌可由 AFM 测得,故设定 h_{top} 、 ω_{top} 为固定值。在 5~50 nm 之间以 5 nm 为间隔选取 $|h_{\text{bot}}|$ 、 ω_{bot} ;然后仿真获取含设定缺陷的空白掩模在不同方向相干光照明下的空间像;采用 FP 重建含设定缺陷的空白掩模空间像的复振幅。将含设定缺陷的空白掩模空间像的振幅与相位图像作为 CNN 模型的输入,与之对应的 ω_{bot} 作为 CNN 模型的输出,对 CNN 模型进行训练。将含设定缺陷的空白掩模空间像的振幅与相位的中心值及对应的 ω_{bot} 作为 MLP 模型的输入,与之对应的 h_{bot} 作为 MLP 模型的输出,对 MLP 模型进行训练。

在重建部分,首先获取含待测缺陷空白掩模在不同方向相干光照明下的空间像;采用 FP 重建含待测缺陷空白掩模空间像的复振幅。将含待测缺陷空白掩模空间像的振幅与相位图像输入到训练后的

CNN 模型以获取 ω_{bot} 。将重建的 ω_{bot} 和含待测缺陷空白掩模空间像的振幅与相位中心值输入到训练后的 MLP 模型以获取 h_{bot} 。

3 仿真结果与分析

3.1 获取空间像复振幅信息

采用严格耦合波分析(RCWA)方法^[25]对掩模衍射谱进行仿真,采用 Abbe 成像方法^[26]对成像过程进行仿真。这两种方法均广泛应用于光刻仿真领域,仿真结果具有可靠性^[6,25-26]。仿真参数设定如表 1 所示。仿真的成像系统为空间像测量设备 SHARP (sharp high-NA reticle review project)^[16],该成像系统的物方数值孔径 NA_{obj} 设为 0.0825,与像方数值孔径为 0.33 的 EUV 光刻机相对应;含缺陷空白掩模的周期设定为 380 nm(掩模面尺寸);光源设定为点光源,提供相干光照明条件,中心主入射角 θ 设定为 6° 。照明角度 l_1, l_2, \dots, l_9 的详细设定

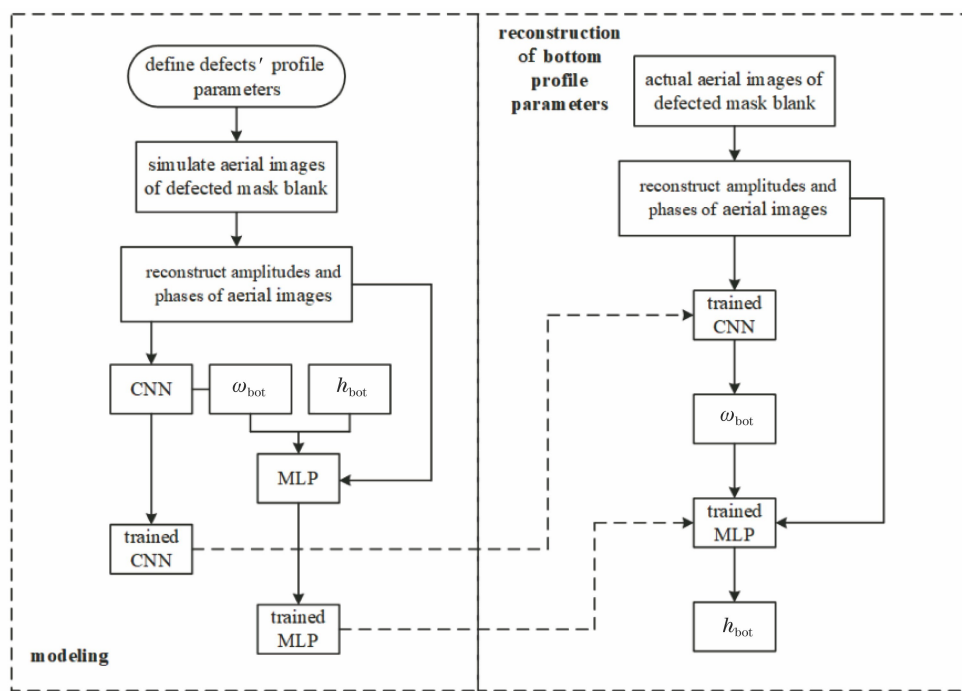


图 6 缺陷底部形貌参数重建流程

Fig. 6 Flowchart of bottom profile parameter reconstruction of defects

表 1 仿真参数设定

Table 1 Parameter setting for simulation

Simulation object	Submodule	Parameter
Mask	Multilayer	40 pairs of Mo/Si bilayer Mo/Si thickness: 4.17 nm/2.78 nm
		Refractive index: Mo: 0.923800-0.006435j, Si: 0.9990000-0.0018265j
	Substrate	SiO ₂ thickness: 20 nm
Optics	Illumination	Wavelength: 13.5 nm Chief ray angle: 6°
	Projection	900× magnification, NA _{obj} = 0.0825

表 2 相干光照明角

Table 2 Illumination angle of coherent light

Angle	l_1	l_2	l_3	l_4	l_5	l_6	l_7	l_8	l_9
$\theta_r / (^\circ)$	0	2.03	2.03	2.03	2.03	2.84	2.84	2.84	2.84
$\varphi / (^\circ)$	0	0	90	180	-90	45	135	-135	-45

照明下入射角 θ 为 6° 、 NA_{obj} 为 0.132 的空间像复振幅。

对参数为 $h_{top} = 2$ nm、 $\omega_{top} = 40$ nm、 $h_{bot} = 20$ nm、 $\omega_{bot} = 30$ nm 的凸起型缺陷的空白掩模空间像进行复振幅重建,重建结果如图 8 所示。图 8(a)

如表 2 所示,其中 θ_r 表示照明光与主入射光之间的夹角。

在所述 9 种照明角度下,按照表 1 仿真参数获取缺陷表面形貌参数(h_{top} 和 ω_{top})固定,底部形貌参数($|h_{bot}|$ 和 ω_{bot})在 5~50 nm 之间以 5 nm 为间隔变化的含缺陷空白掩模空间像。采用 FP 对每组含缺陷空白掩模空间像进行复振幅重建。FP 重建空间像复振幅的流程如图 3 所示,过程如图 7 所示。将复振幅重建的振幅初始值设置为照明角度 l_1 下仿真获取的空间像振幅,相位的初始值设置为 0。利用 9 种照明方向下空间像频谱之间的重叠,FP 采用迭代算法重建出空间像的复振幅信息。由于复振幅重建采用的最大照明角为 2.84° ,合成的物方数值孔径 NA_{syn} 为 0.132。重建所得的复振幅为相干光

为重建的空间像振幅,图 8(b)为重建空间像相位。由图 8 可知,相位型缺陷造成了空间像光强损失与相位变化。FP 重建空间像振幅与设定 NA_{obj} 直接仿真获取的空间像振幅的对比如图 9 所示。图 9(a)为 FP 重建的空间像振幅,图 9(b)为 NA_{obj} 设定为 0.0825

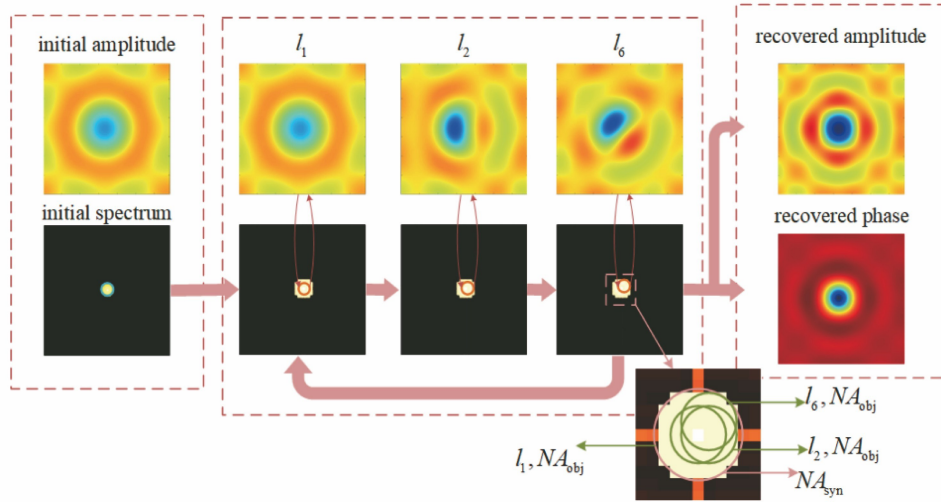


图 7 FP 重建复振幅的过程示意图

Fig. 7 Schematic of FP reconstructing complex amplitude

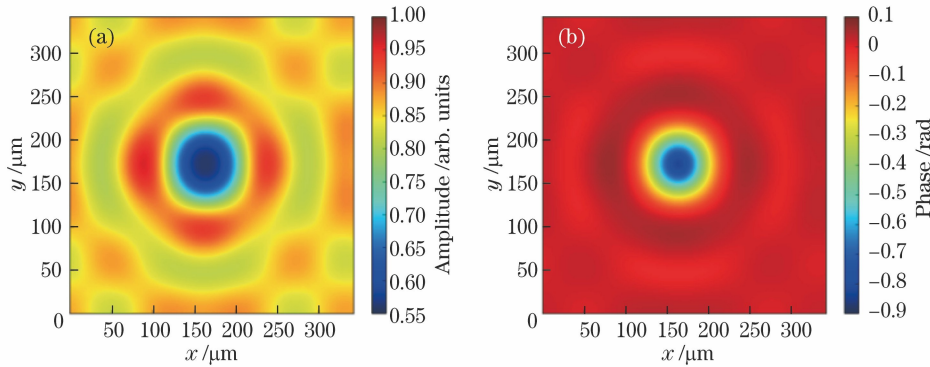


图 8 空间像复振幅重建结果。(a)重建振幅;(b)重建相位

Fig. 8 Reconstruction results of complex amplitude of aerial image. (a) Reconstructed amplitude; (b) reconstructed phase

时仿真所得的空间像振幅,图 9(c)为 NA_{obj} 设定为 0.1320 时仿真所得的空间像振幅,图 9(d)为 FP 重建振幅与 NA_{obj} 设定为 0.1320 时仿真所得振幅的差值图。从图 9(d)可知,FP 重建的振幅与 NA_{obj} 设定为 0.1320 时仿真所得的振幅差别很小,差值最大值小于 0.0150。图 9 表明,FP 可合成比原成像系统数值孔径更大的数值孔径,在重建空间像复振幅的同时提高了成像分辨率。

3.2 空间像信息分析

相位型缺陷会造成空间像光强损失和相位变化,不同缺陷参数导致的空间像振幅与相位变化不同。以 $h_{top} = 2 \text{ nm}$ 、 $\omega_{top} = 40 \text{ nm}$ 的凸起型缺陷与 $h_{top} = -2 \text{ nm}$ 、 $\omega_{top} = 40 \text{ nm}$ 的凹陷型缺陷为例,对具有不同底部形貌参数的缺陷造成的振幅与相位变化进行分析。由于主入射角为 6° ,空间像存在偏移,将相位变化最严重的点作为图像的中心。

凸起型缺陷的底部高度 h_{bot} 与半峰全宽 ω_{bot} 对

空间像振幅与相位的影响如图 10 所示。

凹陷型缺陷的底部高度 h_{bot} 与半峰全宽 ω_{bot} 对空间像振幅与相位的影响如图 11 所示。

由图 10 可知:对于凸起型缺陷,当 h_{bot} 与 ω_{bot} 大于 10 nm 时,振幅的中心值为最小值;当 h_{bot} 与 ω_{bot} 小于 10 nm 时,振幅的中心值为极大值;振幅与相位的中心值均随 h_{bot} 和 ω_{bot} 的增大而减小。由图 11 可知:与图 10 振幅分布不同,对于含凹陷型缺陷的空白掩模,空间像振幅的中心值是局部极大值;除 ω_{bot} 大于 40 nm 外,空间像振幅的中心值随 $|h_{bot}|$ 和 ω_{bot} 的增大而减小;相位的中心值随 $|h_{bot}|$ 和 ω_{bot} 的增大而增大。从图 10 和图 11 可知,含缺陷的空白掩模空间像的振幅分布特征不统一,相较 h_{bot} 的变化,空间像的振幅和相位对 ω_{bot} 的变化更敏感。对比图 10(c)、(d)与图 11(c)、(d)可知,凸起型缺陷与凹陷型缺陷导致的相位变化方向是相反的。

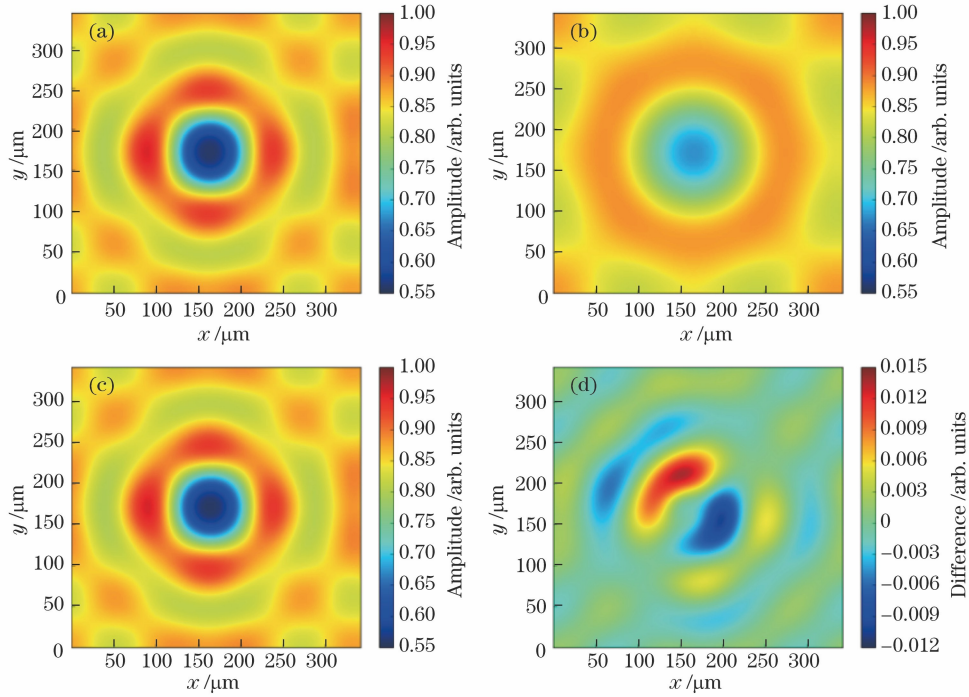


图 9 空间像振幅对比图。(a)重建空间像振幅;(b)仿真空空间像振幅($NA_{obj}=0.0825$);
(c)仿真空空间像振幅($NA_{obj}=0.1320$);(d)图 9(a)与图 9(c)的差值

Fig. 9 Comparison of amplitudes of aerial images. (a) Reconstructed amplitude of aerial image; (b) simulated amplitude of aerial image ($NA_{obj}=0.0825$); (c) simulated amplitude of aerial image ($NA_{obj}=0.1320$); (d) difference between those in Fig. 9(a) and Fig. 9(c)

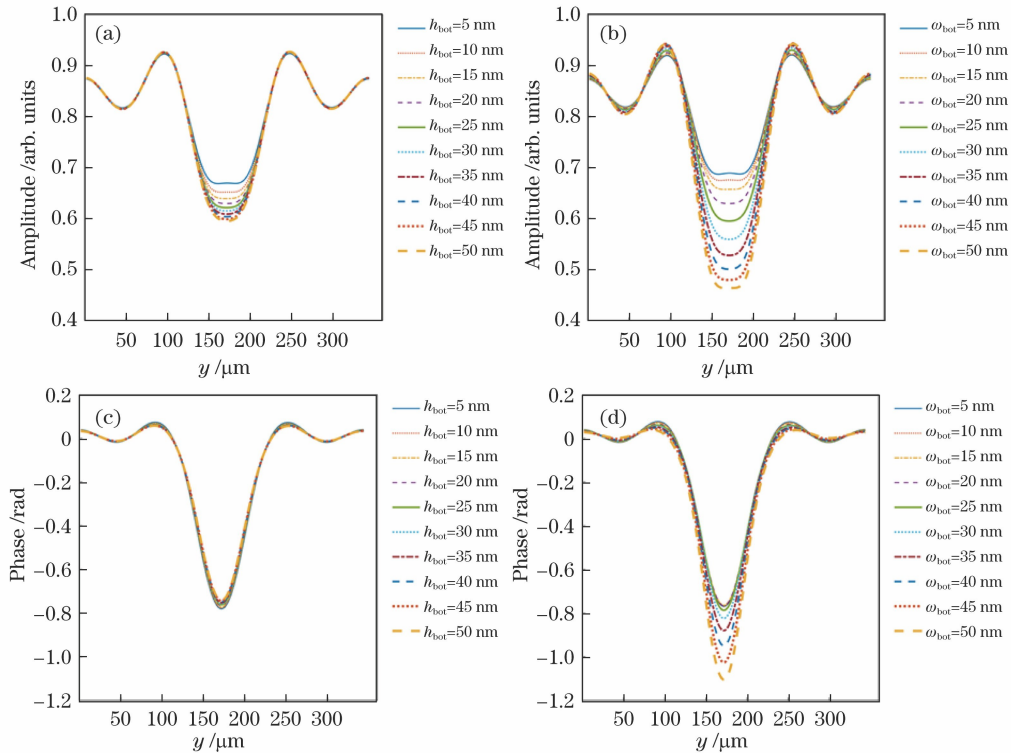


图 10 含凸起型缺陷的空白掩模空间像振幅与相位的中心纵截面图。(a)(c) $\omega_{bot}=20$ nm; (b)(d) $h_{bot}=20$ nm

Fig. 10 Central longitudinal sections of amplitude and phase of aerial images of mask blanks with bump defect.
(a)(c) $\omega_{bot}=20$ nm; (b)(d) $h_{bot}=20$ nm

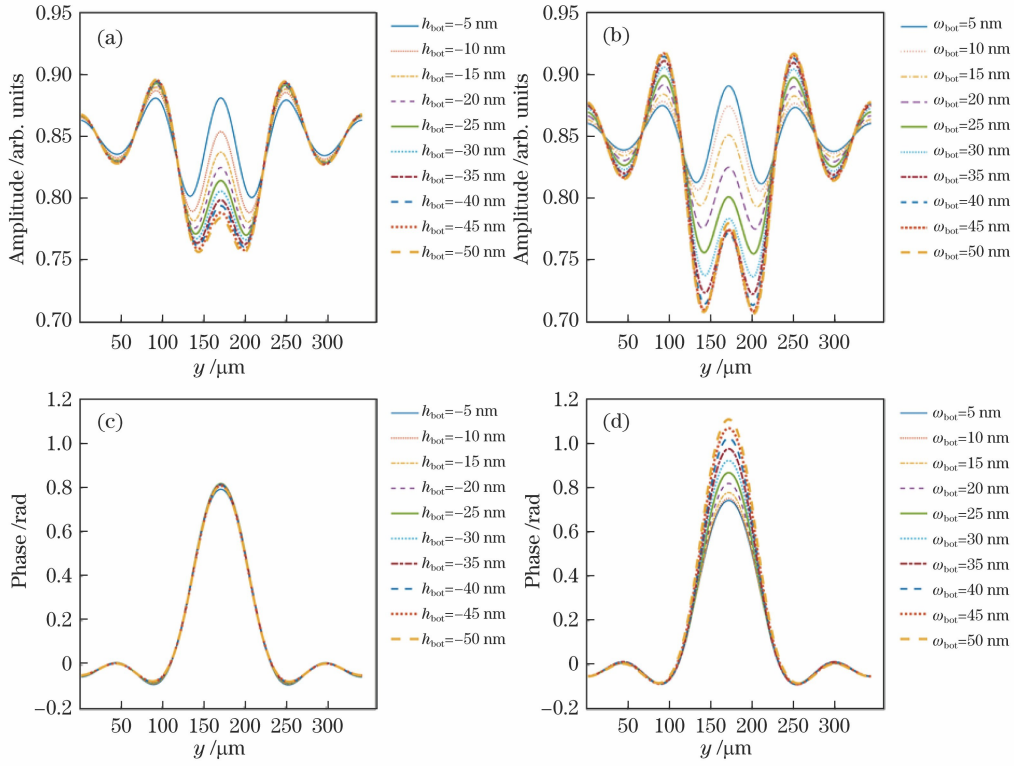


图 11 含凹陷型缺陷的空白掩模空间像振幅与相位的中心纵截面图。(a)(c) $\omega_{\text{bot}}=20 \text{ nm}$;
(b)(d) $h_{\text{bot}}=-20 \text{ nm}$

Fig. 11 Central longitudinal sections of amplitude and phase of aerial images of mask blanks with pit defect.

(a)(c) $\omega_{\text{bot}}=20 \text{ nm}$; (b)(d) $h_{\text{bot}}=-20 \text{ nm}$

对于含凸起型缺陷的空白掩模,空间像振幅与相位的中心值随缺陷底部参数 h_{bot} 、 ω_{bot} 的变化如图 12 所示。对于含凹陷型缺陷的空白掩模,空间像振幅与相位的中心值随缺陷底部参数 h_{bot} 、 ω_{bot} 的变

化如图 13 所示。从图 12、13 可知:相较 h_{bot} 的变化,空间像振幅与相位对 ω_{bot} 的变化更敏感;当 ω_{bot} 大于 15 nm 时,空间像振幅与相位随 h_{bot} 与 ω_{bot} 的变化更为明显。

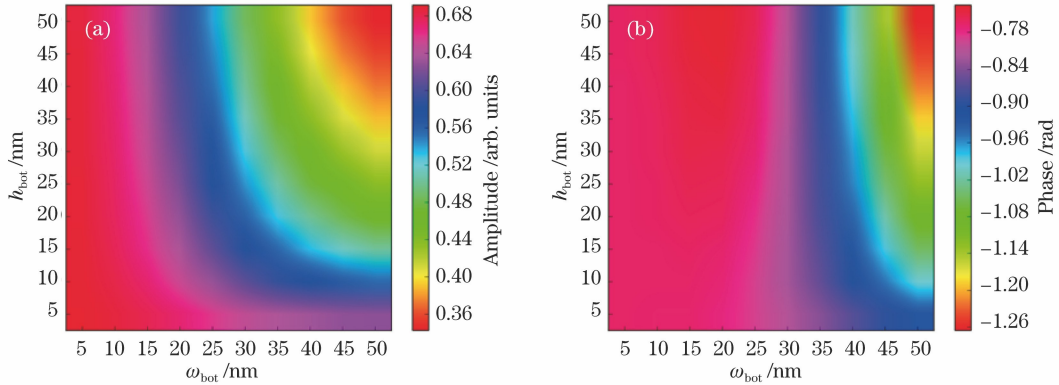


图 12 含凸起型缺陷的空白掩模空间像中心值。(a)振幅;(b)相位

Fig. 12 Central values of aerial images of mask blanks with bump defects.

(a) Amplitude; (b) phase

3.3 缺陷底部形貌参数重建

对已知缺陷表面形貌参数 (h_{top} 和 ω_{top}) 的 5 组凸起型缺陷与 5 组凹陷型缺陷进行底部形貌参数 (h_{bot} 和 ω_{bot}) 重建。CNN 与 MLP 模型的建立、训练

及测试均使用以 TensorFlow^[27] 为后端的 Keras 开源库。

在建模部分,首先建立图 4 所示的 CNN 模型、图 5 所示的 MLP 模型。在 5~50 nm 之间,以 5 nm

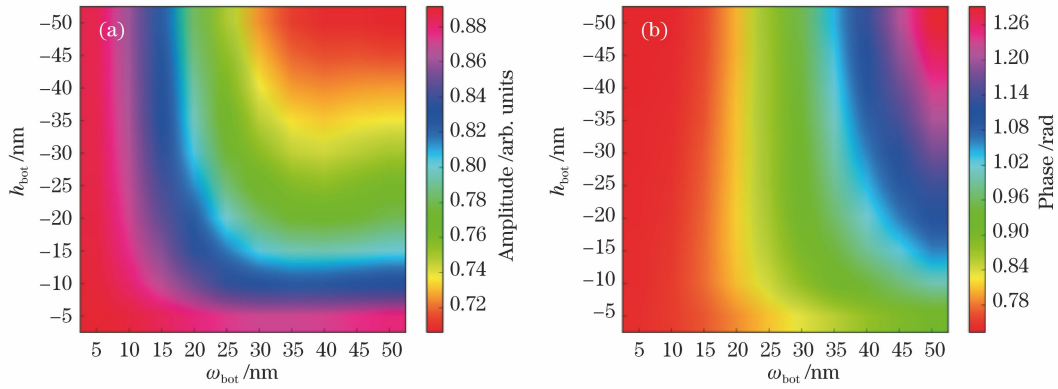


图 13 含凹陷型缺陷的空白掩模空间像中心值。(a)振幅;(b)相位

Fig. 13 Central values of aerial images of mask blanks with pit defects.

(a) Amplitude; (b) phase

为间隔取值 $|h_{\text{bot}}|$ 、 ω_{bot} 。FP 重建含设定缺陷的空白掩模空间像的复振幅。对含设定缺陷的空白掩模空间像的振幅与相位图像去均值,将其作为 CNN 模型的输入,与之对应的 ω_{bot} 作为 CNN 模型的输出;对含设定缺陷的空白掩模空间像的振幅与相位的中心值以及 ω_{bot} 进行归一化处理,将其作为 MLP 模型的输入,与之对应的 h_{bot} 作为 MLP 模型的输出。采用均方误差 (MSE) 作为损失函数,使用 Adam 优化算法^[28] 优化权重,对 CNN 模型、MLP 模型进行训练。最终建立缺陷底部形貌参数重建模型。

在缺陷底部形貌参数重建部分,在 5~50 nm 之间随机取 20 组缺陷参数为检测对象,对训练后模型的重建准确度进行仿真验证。采用 FP 重建含待测缺陷空白掩模空间像的复振幅。对含待测缺陷的空白掩模空间像振幅与相位图像去均值,然后输入训练后的 CNN 模型重建 ω_{bot} 。对重建的 ω_{bot} 与含待测缺陷的空白掩模空间像的振幅与相位中心值进行归一化处理,然后输入训练后的 MLP 模型重建 h_{bot} 。

对于凸起型缺陷,采用 CNN 模型重建 ω_{bot} 与采用 MLP 模型重建 h_{bot} 的结果分别如图 14(a)、(b) 所示, ω_{bot} 重建结果的均方根误差 (RMSE) 为 0.59 nm, h_{bot} 重建结果的 RMSE 为 2.85 nm。图 14(c) 为当 MLP 模型中输入 ω_{bot} 为准确值时 h_{bot} 的重建结果, h_{bot} 重建结果的 RMSE 为 1.26 nm。图 14(d) 为采用 CNN 模型重建 h_{bot} 的结果, h_{bot} 重建结果的 RMSE 为 4.37 nm。对于凹陷型缺陷,采用 CNN 模型重建 ω_{bot} 与采用 MLP 模型重建 h_{bot} 的结果分别如图 15(a)、(b) 所示, ω_{bot} 重建结果的 RMSE 为

0.43 nm, h_{bot} 重建结果的 RMSE 为 1.87 nm。图 15(c) 为当 MLP 模型中输入 ω_{bot} 为准确值时 h_{bot} 的重建结果, h_{bot} 重建结果的 RMSE 为 1.55 nm。图 15(d) 为采用 CNN 模型重建 h_{bot} 的结果, h_{bot} 重建结果的 RMSE 为 1.93 nm。

图 14(a)、(b) 和图 15(a)、(b) 表明本方法精确重建了缺陷底部参数 h_{bot} 和 ω_{bot} , 并且对 ω_{bot} 的重建精度高于对 h_{bot} 的重建精度, 较大的重建误差发生在 ω_{bot} 小于 20 nm 时。将图 14(c)、15(c) 与图 14(b)、15(b) 对比可知, 由于 h_{bot} 重建时将 ω_{bot} 作为输入之一, 故 ω_{bot} 的重建精度会对 h_{bot} 的重建精度造成影响, 特别是当 ω_{bot} 小于 20 nm 时。将图 14(d)、15(d) 与图 14(b)、15(b) 对比可知, MLP 模型对 h_{bot} 重建的精度高于 CNN 模型对 h_{bot} 重建的精度。

对已知缺陷表面形貌参数 (h_{top} 和 ω_{top}) 的 5 组凸起型缺陷与 5 组凹陷型缺陷进行缺陷底部参数 (h_{bot} 和 ω_{bot}) 重建的结果如表 3 所示, 其中, $\text{Rand}(a, b)$ 表示检测对象的缺陷参数在 $a \sim b$ 之间随机取值。由表 3 可知: 对于凸起型缺陷, ω_{bot} 重建结果的 RMSE 为 0.51 nm, h_{bot} 重建结果的 RMSE 为 3.35 nm; 对于凹陷型缺陷, ω_{bot} 重建结果的 RMSE 为 0.43 nm, h_{bot} 重建结果的 RMSE 为 1.73 nm。由于空间像振幅与相位对 ω_{bot} 的变化更敏感, 因此对 ω_{bot} 的重建效果优于对 h_{bot} 的重建效果。当 ω_{bot} 大于 15 nm 时, 对于凸起型缺陷, ω_{bot} 重建结果的 RMSE 为 0.33 nm, h_{bot} 重建结果的 RMSE 为 1.10 nm; 对于凹陷型缺陷, ω_{bot} 重建结果的 RMSE 为 0.42 nm, h_{bot} 重建结果的 RMSE 为 1.10 nm。如 3.2 节所述, 当 ω_{bot} 大于 15 nm 时, 空间像振幅与相位随 h_{bot} 和 ω_{bot}

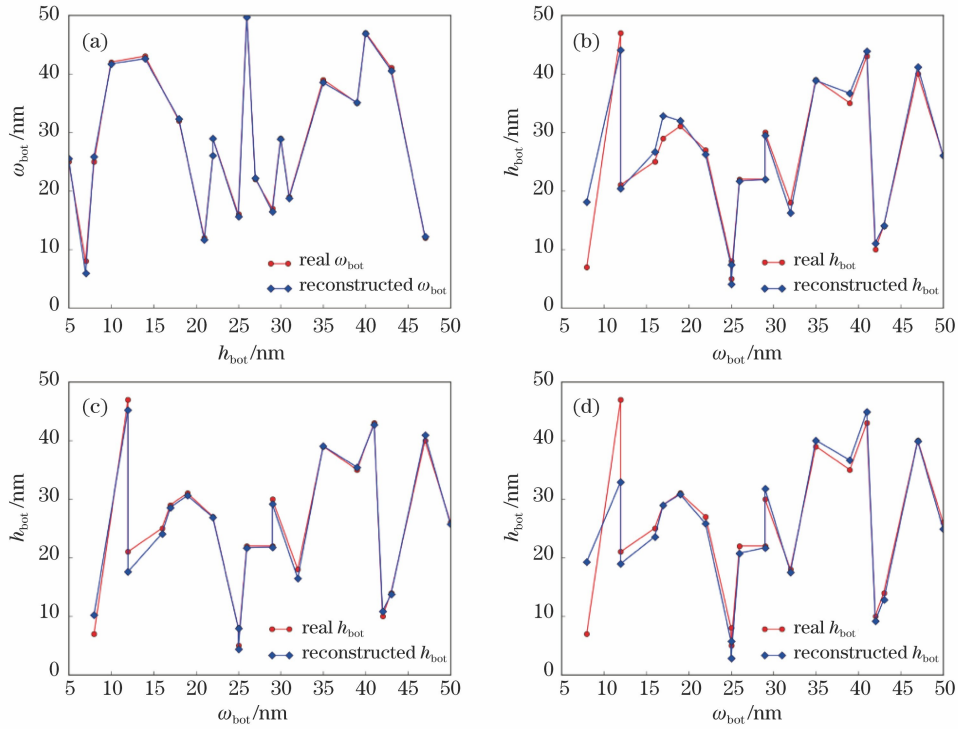


图 14 凸起型缺陷底部形貌参数重建结果。(a) CNN 重建的 ω_{bot} ; (b) MLP 重建的 h_{bot} ; (c) 当输入 ω_{bot} 为准确值时 MLP 重建的 h_{bot} ; (d) CNN 重建的 h_{bot}

Fig. 14 Reconstruction results of bottom profile parameters of bump defects. (a) Reconstructed ω_{bot} using CNN; (b) reconstructed h_{bot} using MLP; (c) reconstructed h_{bot} using MLP when input ω_{bot} is real; (d) reconstructed h_{bot} using CNN

表 3 缺陷重建结果

Table 3 Reconstruction results of defects

h_{top}/nm	$\omega_{\text{top}}/\text{nm}$	h_{bot}/nm	$\omega_{\text{bot}}/\text{nm}$	RMSE of h_{bot}/nm	RMSE of $\omega_{\text{bot}}/\text{nm}$
1	40	Rand (5, 50)	Rand (5, 50)	3.8670	0.4491
			Rand (15, 50)	1.1109	0.2935
1	50	Rand (5, 50)	Rand (5, 50)	3.7050	0.5495
			Rand (15, 50)	0.7470	0.2768
2	40	Rand (5, 50)	Rand (5, 50)	2.8543	0.5905
			Rand (15, 50)	0.9598	0.3599
2	50	Rand (5, 50)	Rand (5, 50)	3.7503	0.5176
			Rand (15, 50)	1.1889	0.3732
3	30	Rand (5, 50)	Rand (5, 50)	2.3104	0.4316
			Rand (15, 50)	1.3697	0.3489
-1	40	Rand (-5, -50)	Rand (5, 50)	2.0551	0.4495
			Rand (15, 50)	1.3201	0.4318
-1	50	Rand (-5, -50)	Rand (5, 50)	0.9077	0.4087
			Rand (15, 50)	0.7979	0.4170
-2	40	Rand (-5, -50)	Rand (5, 50)	1.8740	0.4321
			Rand (15, 50)	1.3026	0.4324
-2	50	Rand (-5, -50)	Rand (5, 50)	1.5330	0.4564
			Rand (15, 50)	0.9527	0.3922
-3	30	Rand (-5, -50)	Rand (5, 50)	2.0017	0.3925
			Rand (15, 50)	1.0076	0.4260

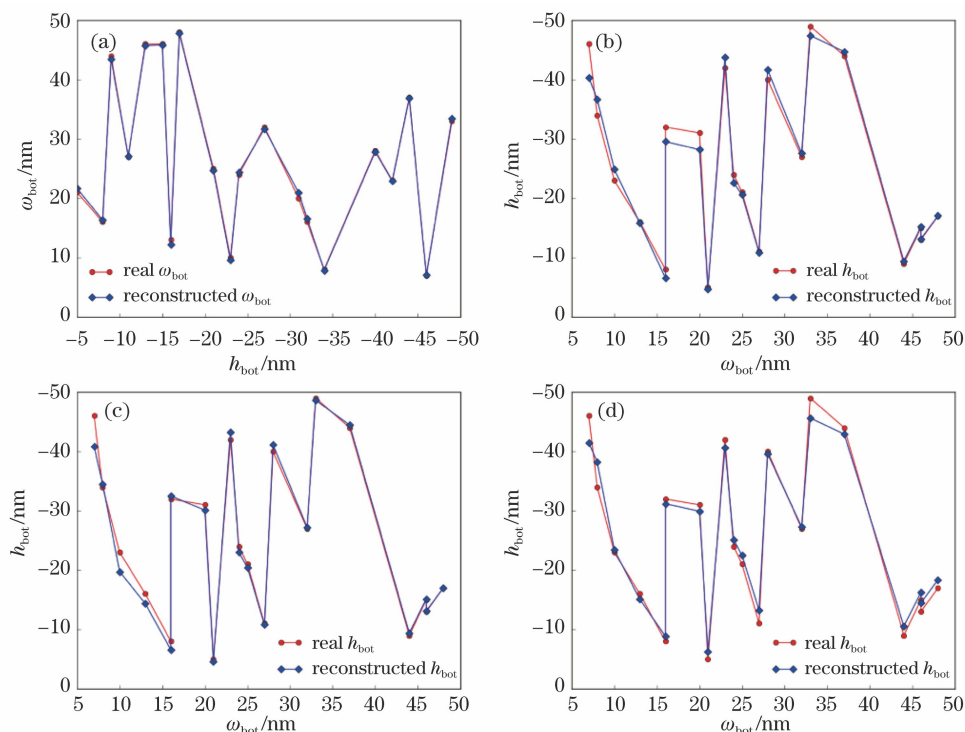


图 15 凹陷型缺陷底部形貌参数重建结果。(a) CNN 重建的 ω_{bot} ; (b) MLP 重建的 h_{bot} ; (c) 当输入 ω_{bot} 为准确值时 MLP 重建的 h_{bot} ; (d) CNN 重建的 h_{bot}

Fig. 15 Reconstruction results of bottom profile parameters of pit defects. (a) Reconstructed ω_{bot} using CNN; (b) reconstructed h_{bot} using MLP; (c) reconstructed h_{bot} using MLP when input ω_{bot} is real; (d) reconstructed h_{bot} using CNN

的变化更为明显,故 h_{bot} 与 ω_{bot} 的重建精度也更高。

在实际情况中,测量所得空间像会因为 CCD 器件等而存在噪声,对不同角度照明下的空间像添加

泊松噪声来模拟含噪声的情况,考察噪声对缺陷底部参数重建模型精度的影响。无噪声空间像与含噪声空间像的对比如图 16 所示。

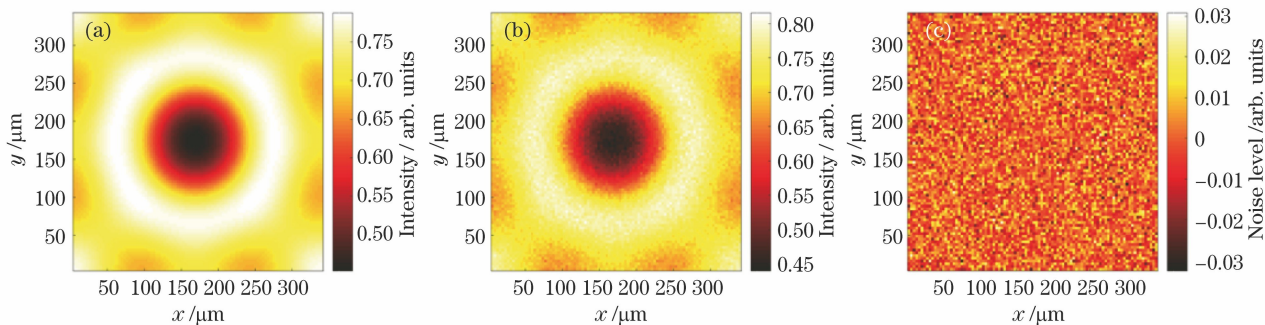


图 16 无噪声与含噪声空间像对比图。(a)无噪声空间像;(b)含噪声空间像;(c)噪声

Fig. 16 Comparison of aerial images without and with noise. (a) Aerial image without noise; (b) aerial image with noise; (c) noise

对于底部形貌参数 $|h_{bot}|$ 、 ω_{bot} , 在 5~50 nm 之间随机取 20 组缺陷参数为检测对象。仿真获取照明角度为 l_1, l_2, \dots, l_9 时的待测含缺陷空白掩模空间像,并按照图 16 添加相同水平的泊松噪声。FP 利用含噪声空间像重建空间像复振幅。对于凸起型缺陷,采用 CNN 对 ω_{bot} 与采用 MLP 对 h_{bot} 重建的

结果分别如图 17(a)、(b)所示。 ω_{bot} 重建结果的 RMSE 为 1.15 nm, h_{bot} 重建结果的 RMSE 为 5.53 nm。对于凹陷型缺陷,采用 CNN 对 ω_{bot} 与采用 MLP 对 h_{bot} 重建的结果分别如图 18(a)、(b)所示。 ω_{bot} 重建结果的 RMSE 为 0.59 nm, h_{bot} 重建结果的 RMSE 为 4.15 nm。

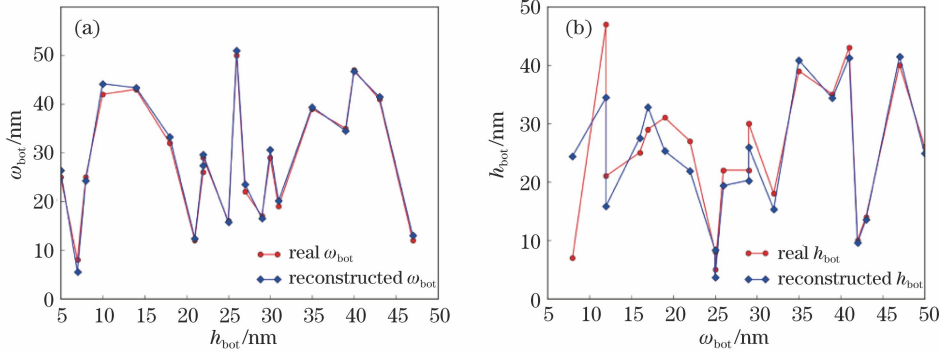


图 17 在所测空间像含噪声情况下,凸起型缺陷底部形貌参数重建结果。(a) CNN 重建的 ω_{bot} ;
(b) MLP 重建的 h_{bot}

Fig. 17 Reconstruction results of bottom profile parameters of bump defects when measured aerial images are with noise.

(a) Reconstructed ω_{bot} using CNN; (b) reconstructed h_{bot} using MLP

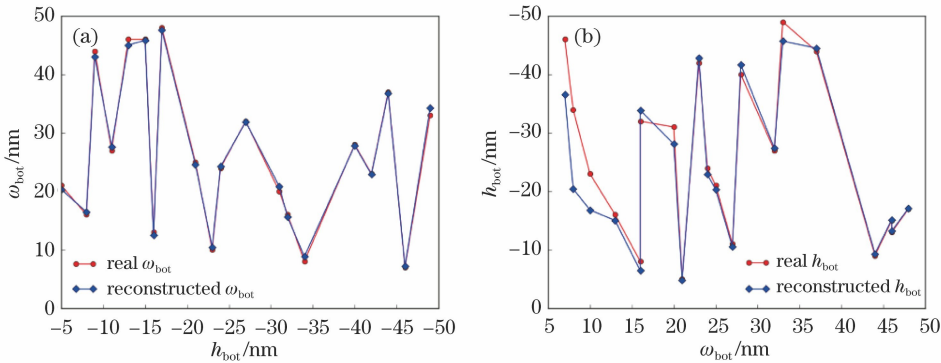


图 18 在所测空间像含噪声情况下,凹陷型缺陷底部形貌参数重建结果。(a) CNN 重建的 ω_{bot} ;
(b) MLP 重建的 h_{bot}

Fig. 18 Reconstruction results of bottom profile parameters of pit defects when measured aerial images are with noise.

(a) Reconstructed ω_{bot} using CNN; (b) reconstructed h_{bot} using MLP

如图 17(a)、18(a)所示,在空间像含噪声的情况下, ω_{bot} 重建结果的 RMSE 略有增大,但仍然保持在 1.5 nm 以内。如图 17(b)、18(b)所示, h_{bot} 重建误差大于 6 nm 的情况均发生在 ω_{bot} 小于 15 nm 时,这是由于当 ω_{bot} 小于 15 nm 时,空间像振幅与相位随 h_{bot} 的改变值较小,噪声的添加使得 h_{bot} 重建难度明显增大。从图 17、18 可知,噪声对 h_{bot} 重建的影响较大,对 ω_{bot} 重建的影响较小,这是因为空间像振幅与相位随 h_{bot} 的改变值更小,故噪声引起的误差对 h_{bot} 重建的影响更大,并且噪声导致的 ω_{bot} 重建误差增大也会引起 h_{bot} 重建误差的增大。在所测空间像含较强噪声的情况下,本方法对 ω_{bot} 大于 15 nm 的缺陷仍有较高的重建精度。实际应用时,可以预先对空间像进行去噪,本文方法仍然可以高精度重建缺陷形貌参数。

4 结 论

提出了一种基于空间像信息的极紫外光刻掩模

多层膜相位型缺陷形貌重建方法。本方法中缺陷表面形貌参数由 AFM 测量。采用 FP 重建含缺陷空白掩模空间像的复振幅,利用深度学习建立缺陷底部形貌参数重建模型。采用 CNN 模型对缺陷底部半峰全宽 ω_{bot} 进行重建,采用 MLP 模型对缺陷底部高度 h_{bot} 进行重建。仿真结果表明,本重建模型对凸起型缺陷和凹陷型缺陷的缺陷底部形貌参数 ω_{bot} 与 h_{bot} 均具有较高的重建精度,特别是对缺陷底部半峰全宽 ω_{bot} 有更高的重建精度。由于以空间像作为缺陷参数重建时的信息载体,本方法不受沉积条件的影响。本文采用严格仿真方法对含缺陷多层膜衍射谱进行仿真,在后续的研究和应用中,可采用高精度的快速仿真方法对含缺陷的多层膜衍射谱进行仿真,以提高仿真速度,增加数据密度。

参 考 文 献

[1] Ronse K, Jonckheere R, Gallagher E, et al. EUVL is being inserted in manufacturing in 2019: what are the

- mask related challenges remaining? [J]. Proceedings of SPIE, 2019, 11177: 111770A.
- [2] Jonckheere R. Overcoming EUV mask blank defects: what we can, and what we should [J]. Proceedings of SPIE, 2017, 10454: 104540M.
- [3] Jonckheere R. EUV mask defectivity: a process of increasing control toward HVM [J]. Advanced Optical Technologies, 2017, 6(3/4): 203-220.
- [4] Hashimoto T, Yamanashi H, Sugawara M, et al. Lithographic characterization of EUVL mask blankdefects [J]. Proceedings of SPIE, 2004, 5374: 740-751.
- [5] Bakshi V. EUV lithography [M]. 2nd ed. Washington: SPIE, 2018: 411-491.
- [6] Zhang H, Li S K, Wang X Z, et al. Optimization of defect compensation for extreme ultraviolet lithography mask by covariance-matrix-adaption evolution strategy [J]. Nanolithography, MEMS, and MOEMS, 2018, 17(4): 043505.
- [7] Kwon H J, Harris-Jones J, Teki R, et al. Printability of native blank defects and programmed defects and their stack structures [J]. Proceedings of SPIE, 2011, 8166: 81660H.
- [8] Tchikoulaeva A, Miyai H, Suzuki T, et al. EUV actinic blank inspection: from prototype to production [J]. Proceedings of SPIE, 2013, 8679: 86790I.
- [9] 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.
- [10] Stearns D G, Mirkarimi P B, Spiller E. Localized defects in multilayer coatings [J]. Thin Solid Films, 2004, 446(1): 37-49.
- [11] Upadhyaya M, Jindal V, Basavalingappa A, et al. Evaluating printability of buried native EUV mask phase defects through a modeling and simulation approach [J]. Proceedings of SPIE, 2015, 9422: 94220Q.
- [12] Upadhyaya M, Basavalingappa A, Herbol H, et al. Level-set multilayer growth model for predicting printability of buried native extreme ultraviolet mask defects [J]. Journal of Vacuum Science & Technology B, Nanotechnology and Microelectronics: Materials, Processing, Measurement, and Phenomena, 2015, 33(2): 021602.
- [13] Xu D B, Evanschitzky P, Erdmann A. Extreme ultraviolet multilayer defect analysis and geometry reconstruction [J]. Nanolithography, MEMS, and MOEMS, 2016, 15(1): 014002.
- [14] Rastegar A, Jindal V. EUV mask defects and their removal [J]. Proceedings of SPIE, 2012, 8352: 83520W.
- [15] Zheng G A, Horstmeyer R, Yang C. Wide-field, high-resolution Fourier ptychographic microscopy [J]. Nature Photonics, 2013, 7(9): 739-745.
- [16] Wojdyla A, Benk M P, Naulleau P P, et al. EUV photolithography mask inspection using Fourier ptychography [J]. Proceedings of SPIE, 2018, 10656: 106560W.
- [17] Ou X Z, Horstmeyer R, Zheng G A, et al. High numerical aperture Fourier ptychography: principle, implementation and characterization [J]. Optics Express, 2015, 23(3): 3472-3491.
- [18] LeCun Y, Bengio Y, Hinton G. Deep learning [J]. Nature, 2015, 521(7553): 436-444.
- [19] Gu J X, Wang Z H, Kuen J, et al. Recent advances in convolutional neural networks [J]. Pattern Recognition, 2018, 77: 354-377.
- [20] Svozil D, Kvasnicka V, Pospichal J. Introduction to multi-layer feed-forward neural networks [J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 1997, 39(1): 43-62.
- [21] 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.
- [22] 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 [J]. 光学学报, 2014, 34(9): 0905002.
- [23] Zhang H, Li S K, Wang X Z, et al. 3D rigorous simulation of defective masks used for EUV lithography via machine learning-based calibration [J]. Acta Optica Sinica, 2018, 38(12): 1222002.
张恒, 李思坤, 王向朝, 等. 基于机器学习校正的极紫外光刻含缺陷掩模仿真方法 [J]. 光学学报, 2018, 38(12): 1222002.
- [24] Mochi I, Goldberg K A, Xie R, et al. Quantitative evaluation of mask phase defects from through-focus EUV aerial images [J]. Proceedings of SPIE, 2011, 7969: 79691X.
- [25] Smaali R, Besacier M, Schiavone P. Three-dimensional rigorous simulation of EUV defective masks using modal method by Fourier expansion [J]. Proceedings of SPIE, 2006, 6151: 615124.
- [26] Shen L N, Wang X Z, Li S K, et al. General analytical expressions for the impact of polarization aberration on lithographic imaging under linearly

- polarized illumination[J]. *Journal of the Optical Society of America A*, 2016, 33(6): 1112-1119.
- [27] Abadi M, Barham P, Chen J M, et al. TensorFlow: a system for large-scale machine learning[C] // 12th Symposium on Operating Systems Design and Implementation, November 2-4, 2016, Savannah, GA, USA. Berkeley: USENIX, 2016: 265-283.
- [28] Kingma D P, Ba J. Adam: a method for stochastic optimization[EB/OL]. (2017-01-30) [2019-12-29]. <https://arxiv.xilesou.top/abs/1412.6980>.