

## 极大似然噪声估计的高动态范围叠层衍射成像术

李文杰<sup>1</sup>, 谷洪刚<sup>1,2\*</sup>, 刘力<sup>1</sup>, 钟磊<sup>1</sup>, 周玉<sup>1</sup>, 刘世元<sup>1,2\*\*</sup><sup>1</sup>华中科技大学智能制造装备与技术全国重点实验室, 湖北 武汉 430074;<sup>2</sup>光谷实验室, 湖北 武汉 430074

**摘要** 衍射场作为叠层衍射成像技术(ptychography)的重要约束,其信息的丰富度和准确性将直接影响重构质量。提出一种基于极大似然噪声估计的高动态范围(ML-HDR)叠层衍射成像方法,即在探测器线性响应假设下,构建复合高斯噪声模型,根据极大似然估计求解最优权重函数,由多张低动态范围衍射场合成高信噪比衍射场。对比了单次曝光、传统HDR和ML-HDR三种方法的重构质量。仿真和实验结果表明:相比单次曝光,ML-HDR能将动态范围拓宽8位,重构分辨率提升至2.83倍;相比传统HDR,ML-HDR能提高重构图像的均匀性和对比度,且无需额外标定硬件参数。

**关键词** 计算成像; 叠层衍射成像术; 高动态范围; 相位恢复; 极大似然估计

中图分类号 O436

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP230865

## High-Dynamic-Range Ptychography Using Maximum Likelihood Noise Estimation

Li Wenjie<sup>1</sup>, Gu Honggang<sup>1,2\*</sup>, Liu Li<sup>1</sup>, Zhong Lei<sup>1</sup>, Zhou Yu<sup>1</sup>, Liu Shiyuan<sup>1,2\*\*</sup><sup>1</sup>State Key Laboratory of Intelligent Manufacturing Equipment and Technology,  
Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, Hubei, China;<sup>2</sup>Optics Valley Laboratory, Wuhan 430074, Hubei, China

**Abstract** As crucial constraints of ptychography, the richness and accuracy of diffraction patterns directly affect the quality of reconstruction images. This paper proposes a high-dynamic-range ptychography using maximum likelihood noise estimation (ML-HDR). Herein, assuming the linear response of the detector, a compound Gaussian noise model is established; the weight function is optimized according to the ML estimation; and a high signal-to-noise ratio diffraction pattern is further synthesized from multiple low dynamic range diffraction patterns. The reconstruction quality of single exposure, conventional HDR, and ML-HDR is compared. The simulation and experiment results show that ML-HDR can widen the dynamic range by 8 bits and enhance the reconstruction resolution by 2.83 times compared with the single exposure. Moreover, compared with conventional HDR, ML-HDR can enhance the contrast and uniformity of the reconstruction image in the absence of additional hardware parameters.

**Key words** computational imaging; ptychography; high dynamic range; phase retrieval; maximum likelihood estimation

## 1 引言

叠层衍射成像技术(ptychography)是一种近年来兴起的无透镜计算成像技术,其利用实空间的重叠扫描与频空间的衍射场作为约束,迭代反演出样品的幅值与相位信息,具有收敛迅速、鲁棒性强、视场大、分辨率对比度高等优点<sup>[1-3]</sup>。得益于高度冗余的衍射场信息,叠层衍射成像可以实现探针部分相干<sup>[4]</sup>、扫描位置<sup>[5]</sup>、轴向距离<sup>[6]</sup>等误差的自校准,并应用于多波长照明<sup>[7]</sup>、三维结构成像<sup>[8]</sup>、波前表征<sup>[9]</sup>等领域。衍射场作

为叠层衍射成像技术的重要约束,其信息的丰富度和准确性将直接影响重构图像的质量,而受限于探测器的动态范围和噪声等因素,真实衍射场难以被精确获取,微弱的高级次衍射信号易被噪声覆盖,由此会导致样品细节信息丢失<sup>[10]</sup>。

针对噪声问题通常有两类方法,一类为抑制噪声的求解算法<sup>[11-13]</sup>,另一类则是对衍射场进行预处理的方法<sup>[14-16]</sup>,这两类方法互相兼容。相比而言,通过预处理提高输入衍射场信噪比是一种更为通用的方法。增大曝光时间是提高信噪比最为直接有效的方式,但

收稿日期: 2023-03-15; 修回日期: 2023-04-06; 录用日期: 2023-04-28; 网络首发日期: 2023-05-12

基金项目: 国家自然科学基金(52130504)、湖北省重点研发计划(2021BAA013)

通信作者: \*hongganggu@hust.edu.cn; \*\*shyliu@hust.edu.cn

增大曝光时间的同时零级光易因过曝而失真,单次曝光所获取的信息始终是有限的。为了获取更高的重构质量,高动态范围(HDR)成像技术被引至叠层衍射成像领域,由多幅不同程度曝光的衍射场合成一幅高动态范围的衍射场<sup>[17]</sup>,兼顾了高级次衍射场的信噪比和零级光的准确性,包含了更为丰富的衍射场细节信息。

在叠层衍射成像领域,传统 HDR 技术通常需要预先标定探测器参数,将最大曝光时间衍射场的过曝区域替换为低曝光时间衍射场的对应区域,在保证高级次衍射光最大信噪比的同时修正了过曝像素值,在低噪声情况能有效提高重构图像质量<sup>[18-20]</sup>。而当噪声较大时,过曝区域被替换为多衍射场对应区域的线性拟合<sup>[21]</sup>,这种数学拟合能一定程度抑制噪声,但其未对噪声进行定量分析,直接为各衍射场分配了相等的权重,并非最优权重。为此本文提出了极大似然噪声估计的高动态范围(ML-HDR)叠层衍射成像方法,该方法基于探测器噪声模型,由极大似然估计求解最优权重函数,拓宽了探测器的动态范围,提高了衍射场的信噪比,进而提高重构图像质量。可见光波段的探测器先进且成熟,X射线、极紫外和红外等波段对探测器动态范围和信噪比的要求更为严苛<sup>[22-23]</sup>。所提方法对噪声鲁棒性强,无需额外标定硬件参数,极大放松了对探测器硬件的要求,有望应用于缺陷检测<sup>[24-25]</sup>、红外成像<sup>[26]</sup>等领域。

## 2 基本原理

探测器作为测量衍射场的光电传感器,其读出值并非真实精确衍射场,能直接获取的测量值仅有衍射场像素读出值 $Z_i(u, v)$ 、暗场像素读出值 $B_i(u, v)$ 和曝光时间 $t_i$ ,其中 $i$ 为曝光时间序号, $(u, v)$ 为像素坐标,后续讨论对象均为单个像素,为了简化表述,省略了像素坐标。

经典探测器模型<sup>[27]</sup>可以表示为

$$Z_i = \mathfrak{S}(Et_i + Dt_i) + R, \quad (1)$$

式中: $E$ 为单位时间探测器收集到的光子散粒,服从泊松分布;暗电流噪声 $D$ 同样服从泊松分布;读出噪声 $R$ 通常为高斯分布; $\mathfrak{S}(\cdot)$ 为像素的响应函数。目前大多数科研级探测器都有良好的线性区间(linear range),在线性区间内该模型可简化为

$$Z_i = g(E + D)t_i + R, \quad (2)$$

式中: $g$ 为像素的增益系数。同样的,暗场测量值可以表示为

$$B_i = gDt_i + R. \quad (3)$$

将光子散粒 $E$ 的期望记为 $\mu_E$ ,事实上 $\mu_E$ 正是待求解的真实衍射光强。呈泊松分布的光子散粒 $E$ 的统计方差 $\sigma_E^2 = \mu_E$ ,根据式(2)和式(3), $Z_i$ 的方差 $\sigma_{Z_i}^2$ 和 $B_i$ 的方差 $\sigma_{B_i}^2$ 满足

$$\sigma_{Z_i}^2 = \sigma_{B_i}^2 + g\mu_E t_i. \quad (4)$$

为了仅利用测量数据来拟合求解真实衍射场,非标定增益系数、暗电流、读出噪声等硬件参数,构造中间变量 $X_i$ :

$$X_i = Z_i - B_i - gEt_i, \quad (5)$$

将式(2)和式(3)代入式(5),得

$$X_i = gt_i[(E_Z + D_Z) - (E + D_B)] + (R_Z - R_B), \quad (6)$$

式中:下标 $Z$ 和 $B$ 的设置是为了区分来源于 $Z_i$ 和 $B_i$ 的独立分布。两泊松分布变量的差为Skellam分布,当这两个泊松分布的期望较大且相等时,Skellam分布趋近于期望为0的高斯分布<sup>[28]</sup>。光子散粒 $E$ 和暗电流噪声 $D$ 均为泊松分布,所以 $[(E_Z + D_Z) - (E + D_B)]$ 服从Skellam分布趋近于高斯分布,读出噪声 $R$ 也服从高斯分布,由此假定 $X_i$ 服从期望为0的高斯分布。根据式(5), $X_i$ 的方差为

$$\sigma_{X_i}^2 = \sigma_{Z_i}^2 + \sigma_{B_i}^2 + g\mu_E t_i. \quad (7)$$

假定暗场中每个像素遵循相同且独立的分布,即可通过单张暗场数据估计暗场方差 $\sigma_{B_i}^2$ ,而 $\sigma_{Z_i}^2$ 难以直接测量,将式(4)代入式(7)以消去 $\sigma_{Z_i}^2$ :

$$\sigma_{X_i}^2 = 2(\sigma_{B_i}^2 + g\mu_E t_i). \quad (8)$$

由 $\{X_i\}_{i=1,2,\dots,N}$ 的条件概率得到联合概率密度函数:

$$P(X_i | 0, \sigma_{X_i}^2, \sigma_{X_i}^2, \dots, \sigma_{X_N}^2) = \prod_{i=1}^N P(X_i | 0, \sigma_{X_i}^2) \propto \exp\left(\sum_{i=1}^N \frac{Z_i - B_i - gEt_i}{-2\sigma_{X_i}^2}\right). \quad (9)$$

衍射场 $E$ 的极大似然估计(即 $\partial P/\partial E = 0$ )值为

$$\hat{\mu}_E = \frac{\sum_{i=1}^N (t_i^2/\sigma_{X_i}^2)(Z_i - B_i)/gt_i}{\sum_{i=1}^N (t_i^2/\sigma_{X_i}^2)}. \quad (10)$$

值得注意的是,上述讨论都是基于探测器像素的线性区间的,而对于线性区外的过曝像素,读出值已失真,不再具备参考价值。叠层衍射成像只关心衍射光强的相对分布,联立式(8)和式(10),在考虑到过曝像素后,高动态范围的衍射场 $E_{\text{HDR}}$ 的计算方法为

$$E_{\text{HDR}} = g\hat{\mu}_E = \frac{\sum_{i=1}^N w_i (Z_i - B_i)/t_i}{\sum_{i=1}^N w_i}, \quad (11)$$

其中,对应的权重函数 $w_i$ 为

$$w_i = \begin{cases} t_i^2/(g\mu_E t_i + \sigma_{B_i}^2), & Z_i \in \text{linear range} \\ 0, & Z_i \notin \text{linear range} \end{cases}. \quad (12)$$

注意到求解 $\hat{\mu}_E$ 的过程中引入了对 $\mu_E$ 的循环依赖性,根据式(2)和式(3),可以得到 $\mu_E$ 的一个简单估计值:

$$\mu_E \approx \overline{(Z_i - B_i)/gt_i}, \quad Z_i \in \text{linear range}, \quad (13)$$

该估计值是一个良好的近似,通常而言将式(13)代入式(11)和式(12)即可合成高动态范围衍射场 $E_{\text{HDR}}$ ,更为精确的 $\mu_E$ 需进一步迭代至完全收敛。

可以看出衍射场  $E_{\text{HDR}}$  是各单次曝光衍射光强的加权平均,对于同一像素,随着曝光时间增加,读出噪声和光子散粒噪声影响越小,可信程度越高,而当暗场方差远小于像素读出值  $Z_i$  时,权重函数可以近似为  $w_i \approx t_i$ 。

### 3 仿 真

基于数值仿真对 ML-HDR 方法进行评估,并将其与传统 HDR 方法进行对比。图 1 为仿真输入,其中图 1(a)为样品图像及扫描轨迹,图 1(b)为所构建的会聚探针,图 1(c)为远场衍射图案。曝光时间设置为 1, 2, 4, 8, 16, 32, 64, 128, 256 ms, 设置光通量使曝光时间

为 1 ms 时所有衍射场恰未过曝。以衍射场的均方误差 (MSE) 和重构图像的峰值信噪比 (PSNR) 为评价标准,它们的计算方法分别为

$$E_{\text{MS}} = \frac{\sum_{c,u,v} \left| |E_c(u,v)|^2 - I_c(u,v) \right|}{\sum_{c,u,v} I_c(u,v)}, \quad (14)$$

$$R_{\text{PSN}} = 10 \times \lg \frac{|O_0|_{\text{max}}^2}{\sum |O_r - O_0|^2}, \quad (15)$$

式中:  $|E_c(u,v)|^2$  为第  $c$  个扫描位置的计算衍射光强;  $I$  为探测器测量的衍射光强;  $O_0$  为理论图像;  $O_r$  为重构图像。

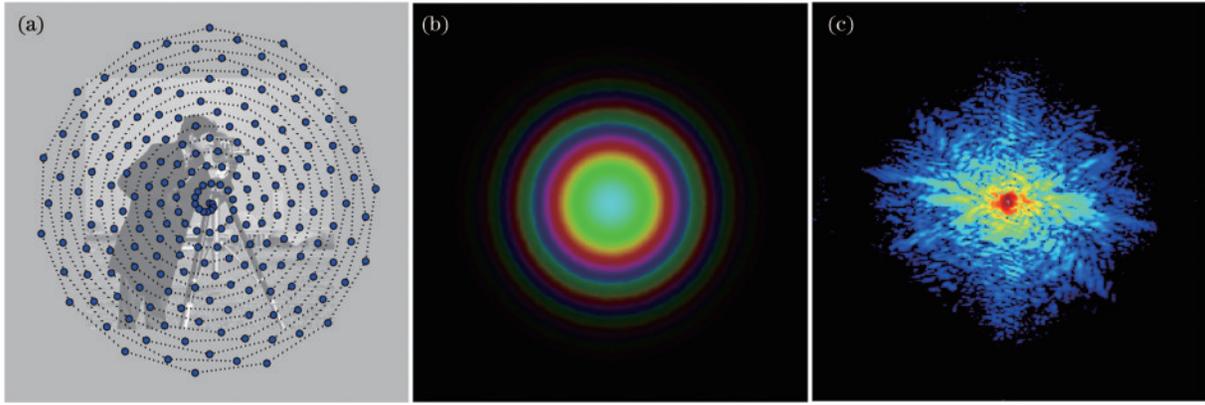


图 1 仿真输入图像。(a) 幅值样品图案及扫描轨迹; (b) 会聚探针复振幅; (c) 一张衍射场图案

Fig. 1 Images used in simulation. (a) Amplitude sample pattern and scanning route; (b) complex amplitude of converging probe; (c) a diffraction pattern

假设暗电流和读出噪声均为零,仅考虑光子散粒噪声,探究基于不同动态范围衍射场的单次曝光、传统 HDR 和 ML-HDR 方法的图像重构质量。三种方法获取的衍射场均由动量叠层衍射迭代引擎 (mPIE) 迭代 500 次<sup>[29]</sup>。图 2 为仿真重构结果,在衍射场动态范围较低时, HDR 方法能明显提升重构质量,相比于单次曝光,传统 HDR 将动态范围提高了约 6 位,而 ML-HDR 将动态范围提高了约 8 位;当衍射场动态范围大于 14 位时,两种 HDR 方法的重构图像均已接近原图,重构精度达到算法收敛极限。

引入探测器的暗电流和读出噪声对 ML-HDR 方法进行进一步评估。设置两种噪声比例使这两种噪声的最大方差相等,衍射场动态范围均被设置为 16 位。图 3 为不同衍射场信噪比 (SNR) 下 mPIE 算法迭代 500 次的重构结果,其中衍射场信噪比被定义为满阱容量与平均暗场的比值。图 3(a) 和图 3(b) 表明:在噪声较大时,相比于单次曝光, ML-HDR 可以将衍射场信噪比提高约 30 dB,这表明 ML-HDR 对噪声具有极强鲁棒性;相比于传统 HDR 方法, ML-HDR 能进一步提升重构质量,这种提升是稳定且有意义的。

以上两组仿真表明,当衍射场因动态范围或噪声的限制无法被准确记录时, ML-HDR 方法能极大放松

硬件的限制,合成出高动态范围高信噪比衍射场,进而提高重构质量。以上仿真均基于 1~256 ms 的 9 组曝光时间衍射场,可以预见随着曝光时间范围的扩大, HDR 方法提升效果会更加明显;而随着曝光时间组数的增多, ML-HDR 因能更好地拟合噪声函数,与传统 HDR 的差距会进一步扩大。

### 4 实 验

设计搭建了如图 4 所示的实验系统,照明系统由激光器 (N-STP-912, Newport 公司, 波长为 632.8 nm, 功率为 1 mW)、滤光片 (对 632 nm 照明波长的透过率为 1.2%)、透镜 (焦距  $f=50$  mm) 组成,位移台 (L-731&L-310, PI 公司) 带动样品 (USAF 1951, Edmund 公司) 实现二维扫描,探测器 (QHY268M, 单个像素的尺寸为  $3.76 \mu\text{m}$ , 全靶面共有  $6280 \times 4210$  个像素,探测器的读出位数为 8 位或 16 位) 靶面与样品的轴向距离为 13.9 mm,样品位于透镜后焦点处,通过刀口法标得光斑直径约为  $80 \mu\text{m}$ 。基于该系统,曝光时间设置为 0.5, 1, 5, 10, 50, 100, 500 ms, 位移台带动样品实现  $11 \times 11$  网格状扫描,相邻扫描点间隔为  $20 \mu\text{m}$ ,扫描坐标附加了  $\pm 10\%$  步长的随机偏移以抑制周期伪影<sup>[1]</sup>。对于每个扫描点,均有一组曝光时间的衍射场被探测

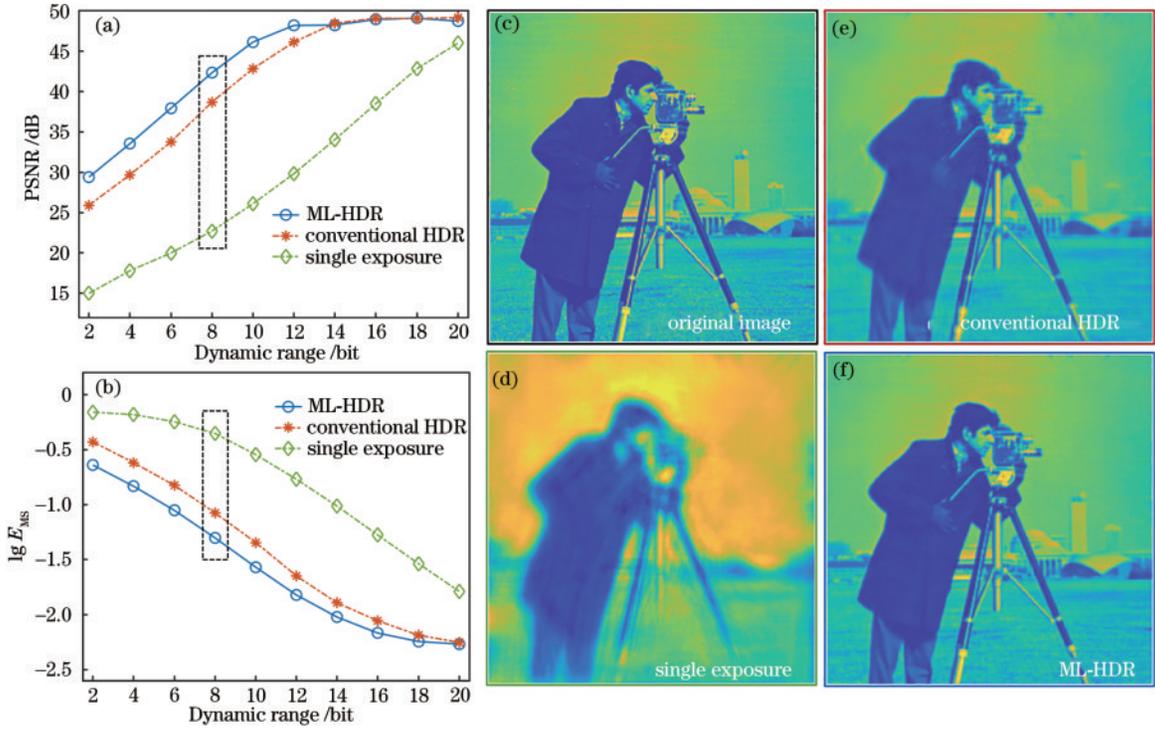


图 2 不同动态范围下的重构结果。(a) 重构图像的 PSNR 曲线；(b) 衍射场 MSE 曲线；(c) 原始图像；(d) 8 位动态范围下单次曝光的重构图像；(e) 8 位动态范围下传统 HDR 的重构图像；(f) 8 位动态范围下 ML-HDR 的重构图像

Fig. 2 Reconstruction results under different dynamic ranges. (a) PSNR curves of reconstruction images; (b) MSE curves of diffraction patterns; (c) original image; (d) reconstruction image of single exposure with 8-bit dynamic range; (e) reconstruction image of conventional HDR with 8-bit dynamic range; (f) reconstruction image of ML-HDR with 8-bit dynamic range

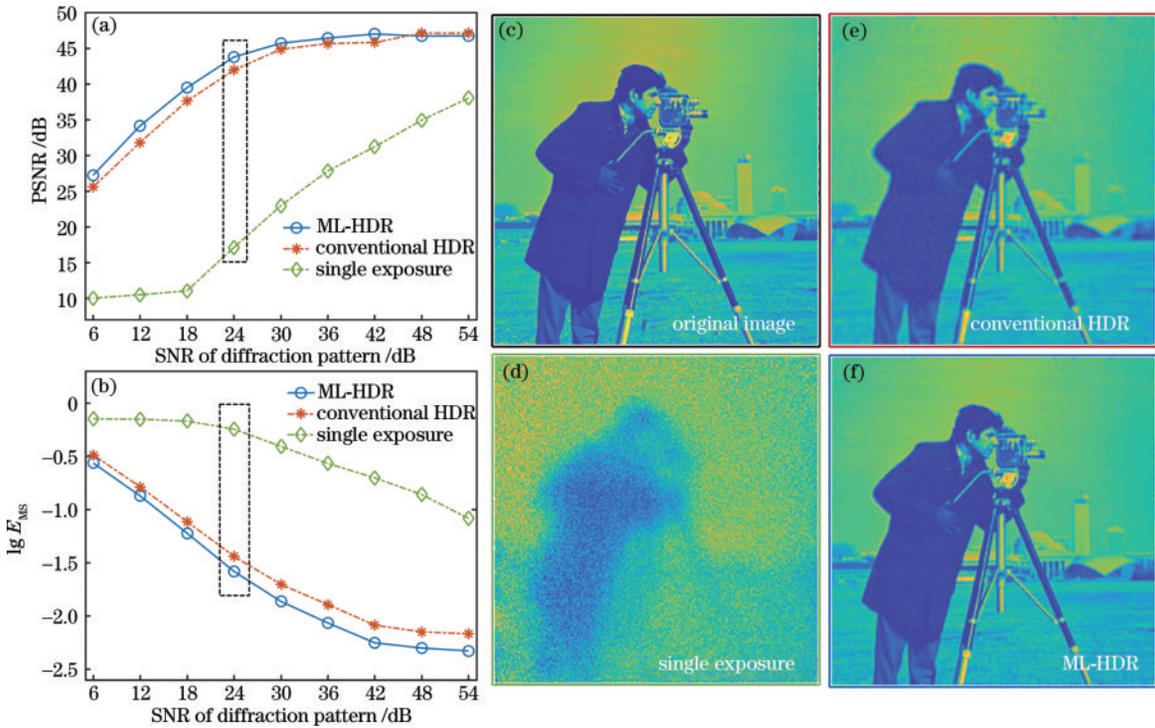


图 3 不同衍射场信噪比下的重构结果。(a) 重构图像的 PSNR 曲线；(b) 衍射场 MSE 曲线；(c) 原始图像；(d) 衍射场信噪比为 24 dB 时单次曝光的重构图像；(e) 衍射场信噪比为 24 dB 时传统 HDR 的重构图像；(f) 衍射场信噪比为 24 dB 时 ML-HDR 的重构图像

Fig. 3 Reconstruction results of diffraction patterns with different SNR. (a) PSNR curves of diffraction patterns; (b) MSE curves of diffraction patterns; (c) original image; (d) reconstruction image of single exposure with SNR of 24 dB; (e) reconstruction image of conventional HDR with SNR of 24 dB; (f) reconstruction image of ML-HDR with SNR of 24 dB

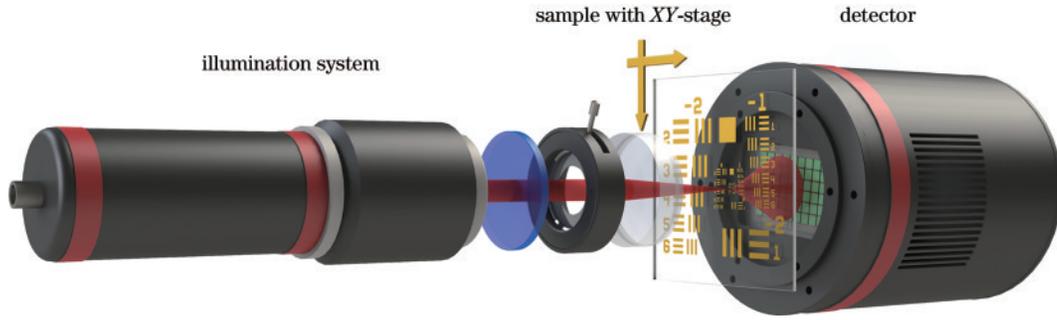


图 4 实验系统装置

Fig. 4 Experimental system setup

器记录。每次扫描前后分别记录 5 张暗场,取暗场的平均值作为该曝光时间的暗场。

为了验证 ML-HDR 方法的有效性,首先用探测器的 8 位读出模式获取了 7 组低动态范围的衍射场。由于多次曝光过程引入了位移台的重复定位误差,在使用 HDR 方法前需对衍射场进行匹配对准<sup>[30]</sup>。由靶面尺寸和轴向距离得系统的等效数值孔径为 0.48,此时夫琅禾费传播模型存在精度损失,为此需要校正

传播模型<sup>[31]</sup>。结合实验探测器的响应特性和像素合并过程,假设像素线性区间为小于 80% 满阱值。ML-HDR 方法合成前后的衍射场如图 5 所示,可以看出:曝光时间小于 10 ms 时未出现过曝现象,但高级次光淹没于噪声中;而曝光时间大于 10 ms 时,尽管高级次光特征被很好记录,但低级次光已明显过曝失真,ML-HDR 合成后的衍射场同时保留了低级次和高级次信息,其动态范围远超 8 位,更逼近于真实衍射场。

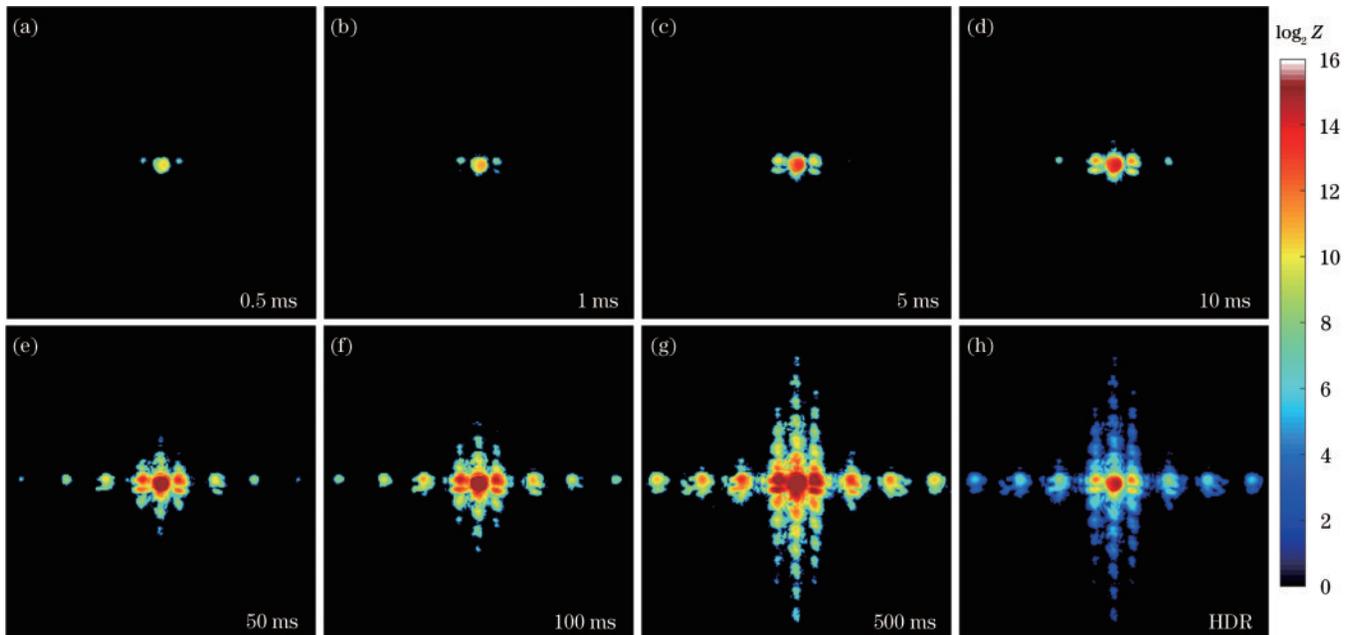


图 5 衍射场(像素合并后取对数)。(a)~(g) 单次曝光衍射场; (h) ML-HDR 方法合成的衍射场

Fig. 5 Diffraction patterns (logarithm after binning). (a)~(g) Single-exposure diffraction patterns; (h) diffraction pattern synthesized by ML-HDR method

mPIE 算法迭代 500 次后的重构结果如图 6 所示,由于相机动态范围仅有 8 位,单次曝光重构的样品图像模糊,分辨率仅有  $2.46 \mu\text{m}$  (7~5),传统 HDR 和 ML-HDR 将分辨率提升至  $0.87 \mu\text{m}$  (9~2),是单次曝光的 2.83 倍。两种 HDR 方法的分辨率相当,但 ML-HDR 方法的重构图像均匀性优于传统 HDR,这是因为极限分辨率主要取决于高级次衍射区域的信噪比,由图 5 可知高级次衍射区域信息主要来源于 500 ms 单张衍射场,此时 ML-HDR 退化为传统 HDR,而对于低

级次衍射区域,ML-HDR 对多张衍射场合理分配权重,有效抑制了噪声影响,从而提高了重构图像的均匀性。图 6(d) 为 16 位探测器单次曝光重构结果,与基于 8 位探测器的 ML-HDR 重构质量相当,验证了 ML-HDR 可以将探测器的等效动态范围提高约 8 位。

为了进一步评估 ML-HDR 方法,保持实验参数不变,将探测器读出模式更改为 16 位,基于 16 位动态范围衍射场迭代 500 次后,各方法的重构结果如图 7 所示。由于重构分辨率已接近于单像素尺寸,引入像素

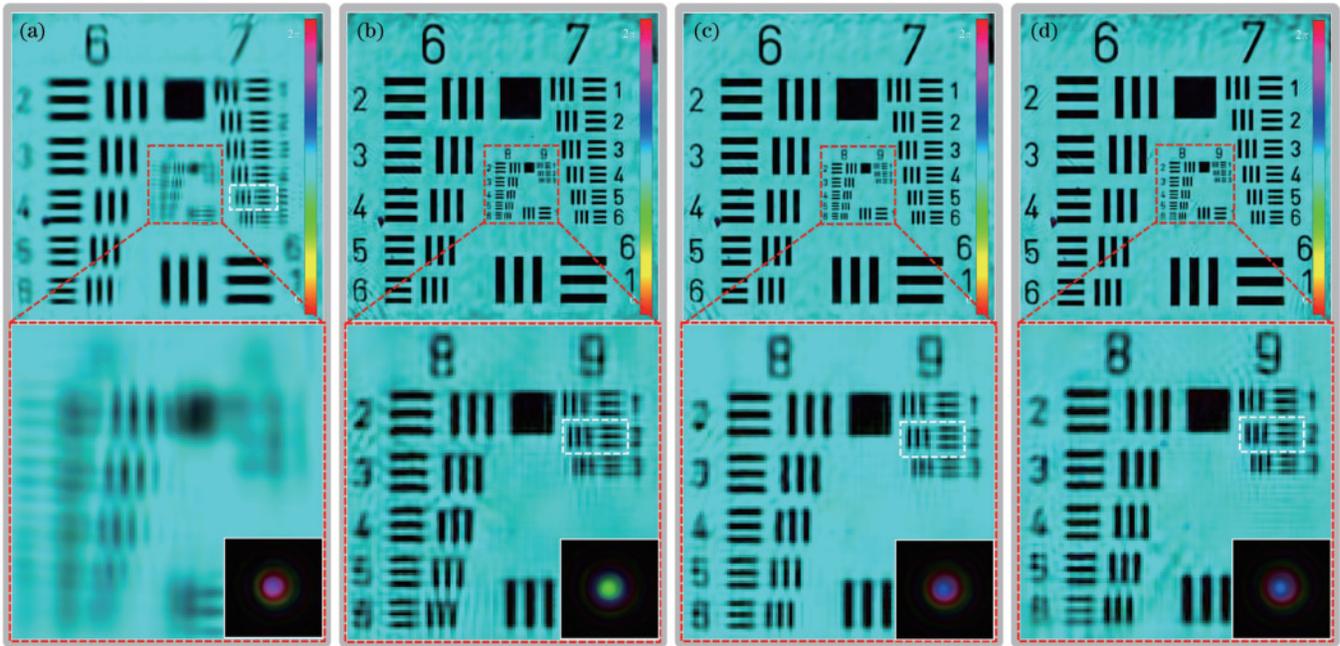


图 6 重构样品与探针的复振幅图(亮度表示幅值,颜色表示相位)。(a) 8位单次曝光;(b) 8位传统HDR;(c) 8位ML-HDR;(d) 16位单次曝光

Fig. 6 Complex amplitude of reconstruction sample and probe (brightness represents amplitude, color represents phase). (a) 8-bit single exposure; (b) 8-bit conventional HDR; (c) 8-bit ML-HDR; (d) 16-bit single exposure

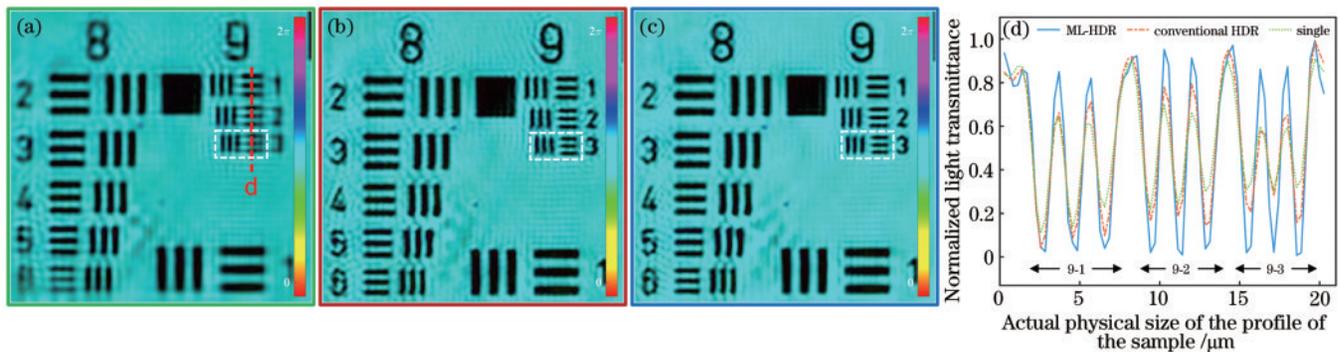


图 7 16位读出模式下的重构结果。(a) 单次曝光的样品复振幅;(b) 传统HDR的样品复振幅;(c) ML-HDR的样品复振幅;(d) 第9组元素的剖面轮廓图

Fig. 7 Reconstruction results with 16 bit readout mode. (a) Complex amplitude of sample under single exposure; (b) complex amplitude of sample under conventional HDR; (c) complex amplitude of sample under ML-HDR; (d) outlines of the 9th group elements

细分技术以增加区分度<sup>[32]</sup>。结果表明,单次曝光、传统HDR和ML-HDR的分辨率均能达到775 nm(9~3),逼近系统衍射极限分辨率659 nm,此时探测器动态范围足够高,动态范围的进一步拓宽并不能明显提升重构分辨率。从图7(d)第9组元素的剖面图可知,在接近分辨率极限时,ML-HDR方法的重构图像对比度优于传统HDR,更优于单次曝光。该结果表明在探测器动态范围较高时,ML-HDR方法已不能明显提升重构分辨率,但能增加重构图像的对比度。

## 5 结 论

提出了极大似然噪声估计的高动态范围叠层衍射成像方法,基于所构建的复合高斯噪声模型优化了传

统HDR权重函数,可以将动态范围拓宽8位或将衍射场信噪比提高30 dB,进而提高重构质量。实验结果表明:对于8位动态范围衍射场,相比单次曝光,ML-HDR能将分辨率提升至2.83倍;而对于16位动态范围衍射场,ML-HDR能增加重构图像对比度。ML-HDR作为一种衍射场预处理方法,不需要额外标定探测器等硬件参数,具有较强的兼容性,可以扩展应用至X射线衍射成像、缺陷检测、红外成像等领域。

## 参 考 文 献

- [1] Rodenburg J, Maiden A. Ptychography[M]//Hawkes P W, Spence J C H. Springer handbook of microscopy. Springer Handbooks. Cham: Springer, 2019: 819-904.
- [2] Pfeiffer F. X-ray ptychography[J]. Nature Photonics,

- 2018, 12(1): 9-17.
- [3] 潘安, 张艳, 赵天宇, 等. 基于叠层衍射成像术的量化相位显微成像[J]. 激光与光电子学进展, 2017, 54(4): 040001. Pan A, Zhang Y, Zhao T Y, et al. Quantitative phase microscopy imaging based on ptychography[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2017, 54(4): 040001.
- [4] Thibault P, Menzel A. Reconstructing state mixtures from diffraction measurements[J]. Nature, 2013, 494(7435): 68-71.
- [5] Zhang F C, Peterson I, Vila-Comamala J, et al. Translation position determination in ptychographic coherent diffraction imaging[J]. Optics Express, 2013, 21(11): 13592-13606.
- [6] Loetgering L, Du M Q, Eikema K S E, et al. zPIE: an autofocusing algorithm for ptychography[J]. Optics Letters, 2020, 45(7): 2030-2033.
- [7] Huijts J, Fernandez S, Gauthier D, et al. Broadband coherent diffractive imaging[J]. Nature Photonics, 2020, 14(10): 618-622.
- [8] Holler M, Guizar-Sicairos M, Tsai E H R, et al. High-resolution non-destructive three-dimensional imaging of integrated circuits[J]. Nature, 2017, 543(7645): 402-406.
- [9] Seiboth F, Schropp A, Scholz M, et al. Perfect X-ray focusing via fitting corrective glasses to aberrated optics[J]. Nature Communications, 2017, 8: 14623.
- [10] Lucat A, Hegedus R, Pacanowski R. Diffraction effects detection for HDR image-based measurements[J]. Optics Express, 2017, 25(22): 27146-27164.
- [11] 代臻祺, 毕秀丽, 范骏超. 基于相似块去噪和经验模式分解的结构光照明显微镜重建算法[J]. 中国激光, 2022, 49(15): 1507206. Dai Z Q, Bi X L, Fan J C. Reconstruction algorithm of structured light illumination microscope based on similar block denoising and empirical mode decomposition[J]. Chinese Journal of Lasers, 2022, 49(15): 1507206.
- [12] Odstrčil M, Menzel A, Guizar-Sicairos M. Iterative least-squares solver for generalized maximum-likelihood ptychography[J]. Optics Express, 2018, 26(3): 3108-3123.
- [13] Thibault P, Guizar-Sicairos M. Maximum-likelihood refinement for coherent diffractive imaging[J]. New Journal of Physics, 2012, 14(6): 063004.
- [14] Yao Y D, Liu C, Zhu J Q. Compensation for the setup instability in ptychographic imaging[J]. Optics Express, 2017, 25(10): 11969-11983.
- [15] Zhang Y, Pan A, Lei M, et al. Data preprocessing methods for robust Fourier ptychographic microscopy[J]. Optical Engineering, 2017, 56(12): 123107.
- [16] 代豪, 杨亚良, 岳献, 等. 基于模块化降噪自编码器的视网膜 OCT 图像降噪方法[J]. 光学学报, 2023, 43(1): 0110001. Dai H, Yang Y L, Yue X, et al. Denoising method of retinal OCT image based on modular denoising self-encoder[J]. Acta Optica Sinica, 2023, 43(1): 0110001.
- [17] Debevec P E, Malik J. Recovering high dynamic range radiance maps from photographs[C]//ACM SIGGRAPH 2008 classes, August 11-15, 2008, Los Angeles, California. New York: ACM Press, 2008.
- [18] Li Y H, Han Y, Chen P. X-ray energy self-adaption high dynamic range (HDR) imaging based on linear constraints with variable energy[J]. IEEE Photonics Journal, 2017, 10(2): 3400114.
- [19] Tanksalvala M, Porter C L, Esashi Y, et al. Nondestructive, high-resolution, chemically specific 3D nanostructure characterization using phase-sensitive EUV imaging reflectometry[J]. Science Advances, 2021, 7(5): eabd9667.
- [20] Helfenstein P, Rajeev R, Mochi I, et al. Beam drift and partial probe coherence effects in EUV reflective-mode coherent diffractive imaging[J]. Optics Express, 2018, 26(9): 12242-12256.
- [21] Liu Y Y, Liu Q W, Zhao S X, et al. Resolution enhancement in coherent diffraction imaging using high dynamic range image[J]. Photonics, 2021, 8(9): 370.
- [22] Mozzanica A, Andrà M, Barten R, et al. The JUNGFRU detector for applications at synchrotron light sources and XFELs[J]. Synchrotron Radiation News, 2018, 31(6): 16-20.
- [23] Zhang B S, Gardner D F, Seaberg M D, et al. High contrast 3D imaging of surfaces near the wavelength limit using tabletop EUV ptychography[J]. Ultramicroscopy, 2015, 158: 98-104.
- [24] Liu J, Liu C G, Zou C L, et al. Large dynamic range dark-field imaging based on microscopic images fusion[J]. Optics Communications, 2023, 528: 128966.
- [25] 成维, 李思坤, 王向朝. 极紫外光刻掩模相位型缺陷检测方法[J]. 光学学报, 2023, 43(1): 0112001. Cheng W, Li S K, Wang X Z. Method for inspection of phase defects in extreme ultraviolet lithography mask[J]. Acta Optica Sinica, 2023, 43(1): 0112001.
- [26] Gao H, Chen Q, Liu C W, et al. High dynamic range infrared image acquisition based on an improved multi-exposure fusion algorithm[J]. Infrared Physics & Technology, 2021, 115: 103698.
- [27] Granados M, Ajdin B, Wand M, et al. Optimal HDR reconstruction with linear digital cameras[C]//2010 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 13-18, 2010, San Francisco, CA, USA. New York: IEEE Press, 2010: 215-222.
- [28] Bulla J, Chesneau C, Kachour M. On the bivariate skellam distribution[J]. Communications in Statistics-Theory and Methods, 2015, 44(21): 4552-4567.
- [29] Maiden A, Johnson D, Li P. Further improvements to the ptychographical iterative engine[J]. Optica, 2017, 4(7): 736-745.
- [30] Lowe D G. Object recognition from local scale-invariant features[C]//Proceedings of the Seventh IEEE International Conference on Computer Vision, September 20-27, 1999, Kerkyra, Greece. New York: IEEE Press, 2002: 1150-1157.
- [31] Gardner D F, Zhang B S, Seaberg M D, et al. High numerical aperture reflection mode coherent diffraction microscopy using off-axis apertured illumination[J]. Optics Express, 2012, 20(17): 19050-19059.
- [32] Maiden A M, Humphry M J, Zhang F C, et al. Superresolution imaging via ptychography[J]. Journal of the Optical Society of America A, 2011, 28(4): 604-612.