

# 适用于数值孔径和像素尺寸受限的高分辨率叠层成像方法

张静怡<sup>1</sup>, 裴子豪<sup>1</sup>, 胡友友<sup>1</sup>, 杨忠明<sup>2</sup>, 窦健泰<sup>1\*</sup>

<sup>1</sup>江苏科技大学理学院, 江苏 镇江 212100;

<sup>2</sup>山东大学信息科学与工程学院, 山东 青岛 266237

**摘要** 叠层成像的成像分辨率会受到数值孔径和电荷耦合器件(CCD)像素尺寸的限制。CCD靶面有限则数值孔径有限,采集大光斑图像时,易丢失CCD靶面边缘的部分高频信息。此外,像素尺寸较大会导致成像时采样率不足,也会丢失部分细节高频信息。提出了一种高分辨率叠层成像方法,可同时处理数值孔径和CCD像素尺寸的分辨率限制问题。首先,利用外推法补充因数值孔径有限丢失的高阶衍射信息,之后将外推法重建的图像代入基于多权重损失函数的生成对抗网络中,即可快速解决像素尺寸受限问题,提高成像分辨率。多权重损失函数为均方误差、特征图误差和对抗误差的加权和。通过设置合理的权重,可以实现像素和视觉层面的均衡处理。仿真及实验结果表明,该方法在提高叠层成像系统分辨率上具有显著效果,且运算效率高。

**关键词** 超分辨率; 叠层成像; 外推法; 生成对抗网络; 多权重损失函数

中图分类号 O438

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP231439

## High-Resolution Ptychography Method to Solve the Limitation Problem of Numerical Aperture and Pixel Size

Zhang Jingyi<sup>1</sup>, Pei Zihao<sup>1</sup>, Hu Youyou<sup>1</sup>, Yang Zhongming<sup>2</sup>, Dou Jiantai<sup>1\*</sup>

<sup>1</sup>College of Science, Jiangsu University of Science and Technology, Zhenjiang 212100, Jiangsu, China;

<sup>2</sup>School of Information Science and Engineering, Shandong University, Qingdao 266237, Shandong, China

**Abstract** Imaging resolution of the ptychography is limited by the numerical aperture and CCD (charge coupled device) pixel size. When the CCD target surface is limited, the numerical aperture is limited, and the high-frequency information of the edge of the CCD target surface is easy to miss under the condition that the collected spot is large. In addition, the larger pixel size leads to insufficient sampling rate during imaging, and some detailed high-frequency information will be lost. We propose a high-resolution ptychography method, which can simultaneously solve the resolution problem limited by the numerical aperture and CCD pixel size. First, the extrapolation method is used to supplement the higher-order diffraction information lost due to the limited numerical aperture, and the image reconstructed by the extrapolation method is substituted into the generative adversarial network based on the multi-weight loss function, which can quickly solve the problem of pixel size limitation and improve the imaging resolution. The multi-weight loss function is the weighted sum of mean square error, feature map error and adversarial error. By setting reasonable weights, the pixel and visual level can be balanced. The simulation and experimental results show that this method has a significant effect on improving the resolution of the ptychography and has high computational efficiency.

**Key words** superresolution; ptychography; extrapolation method; generative adversarial network; multi-weighted loss function

## 1 引言

叠层成像(ptychography)可实现大视场定量相位

成像,它要求照明光束与物体进行相对阵列扫描,从而对待测物体上照明光斑的相邻扫描位置重叠时记录衍射图像<sup>[1]</sup>。叠层成像具有视场大、无像差、成像范围广

收稿日期: 2023-06-02; 修回日期: 2023-06-14; 录用日期: 2023-07-24; 网络首发日期: 2023-08-18

基金项目: 国家自然科学基金(62205133)、江苏省自然科学基金(BK20190954)

通信作者: jiantai.dou@just.edu.cn

等优点,已被广泛应用于可见光、X射线和电子束等领域的相位成像、波前诊断和光学计量等方面的研究<sup>[2-5]</sup>。

叠层成像的分辨率受数值孔径和电荷耦合器件(CCD)像素尺寸的限制。当距离固定、光斑散射角或光斑尺寸较大时,在接近 CCD 靶面边缘处易丢失部分高频信息,采集图像的高阶衍射信息丢失,则会导致叠层成像的分辨率受限<sup>[6]</sup>。目前解决数值孔径受限的方法主要有两类:缩短成像距离和扩大 CCD 靶面。缩短成像距离是将待测物体贴近 CCD,如片上成像技术<sup>[7]</sup>以及在待测物和 CCD 之间插入可收缩光线的元件<sup>[8]</sup>;扩大 CCD 靶面的物理方法是通过硬件制作或多个 CCD 拼接来扩展接收面积,但这些方法增加了硬件成本和加工难度;虚拟扩展 CCD 靶面则通过衍射信息间的联系,利用像素外推虚拟扩大 CCD 的尺寸<sup>[9-10]</sup>,该方法可以在不增加系统复杂性的情况下解决数值孔径受限的问题<sup>[9]</sup>。另一影响叠层成像分辨率的因素是 CCD 的像素尺寸所引起的采样精度问题<sup>[11]</sup>。理论上,减小 CCD 的像素尺寸可以提高空间分辨率和调制传输函数,但会牺牲信噪比和动态范围。目前克服 CCD 像素尺寸限制的方法有:改变照明方式和像素超分辨率方法。改变照明方式利用发散光照明<sup>[12]</sup>、散射体<sup>[13]</sup>和空间光调制器产生的结构光照明<sup>[14]</sup>等方式来突破像素尺寸的限制,如在 X 射线全息投影成像时,使用结构光照明在三维空间中对多细胞进行纳米级成像<sup>[15]</sup>。此外,可利用像素超分辨率方法解决 CCD 像素尺寸对分辨率的限制问题,如在迭代时用最近邻插值扩展重建物的像素数量<sup>[16]</sup>。但插值会大大增加运算量,导致重建时间过长。为提高运算效率,可采用深度学习<sup>[17]</sup>方法,该方法提高成像分辨率的效率,现已在全息成像<sup>[18]</sup>、太赫兹成像<sup>[19]</sup>等领域获得了较好的成像效果。当大光斑照明(同面积可减少采集次数)时,两种分辨率受限情况同时存在,严重影响了成像分辨率。虽然文献[9]的方法可同时解决数值孔径和像素尺寸受限的问题,但其重建结果噪点相对多,且由于插值的原因重建效率低。

本文提出一种高分辨率叠层成像方法,可高效处理分辨率受数值孔径和像素尺寸限制的问题。首先,将初始物函数矩阵以零元素向外扩充,利用采集图像间的冗余和联系将衍射信息通过迭代外推到 CCD 孔径之外。这样可以在一定程度上从采集的图像中得到 CCD 边界外的高阶衍射信息,解决数值孔径受限问题。在弥补因数值孔径限制丢失的高频信息后,引入基于多权重损失函数的生成对抗网络(GAN)来解决像素尺寸受限问题,无须迭代即可提高叠层成像分辨率,重建的图像噪点较少且重建效率高。

## 2 基本原理

### 2.1 像素外推法

利用采集图像间的冗余和联系,将迭代计算时的初始物函数矩阵以零元素向外扩充,使其大于实

际采集的衍射图像的矩阵。在用采集光强更新振幅时,只更新非扩充区域,扩充区域保持不变,即可将衍射信息通过迭代外推到 CCD 孔径之外<sup>[9]</sup>。根据标量衍射理论,记录的衍射图像是照明光频谱  $P$  和待测物体频谱的卷积。由于卷积过程的存在,衍射图像  $I(u, v)$  在  $(u \pm W, v \pm W)$  范围内的值包含了待测物体频谱在任意坐标点的信息,其中:  $(u, v)$  表示 CCD 平面坐标;  $2W$  为照明光频谱的宽度。如图 1 所示,灰色区域表示  $I(u, v)$  的光斑饱和区域,只要灰色区域的宽度小于  $2W$ ,即使该区域内衍射光斑饱和,仍然可以通过迭代重建,利用周围非饱和区域的信息得到完整的待测物频谱。因此,通过记录合适大小的饱和区域的衍射图像,在更新衍射光斑面时,只更新 CCD 探测范围之内像素位置处的振幅,扩充区域像素保持不变,则可以同时重建在 CCD 探测范围之外的光斑。随着更多高频信息的重建,将会获得更高的空间分辨率。

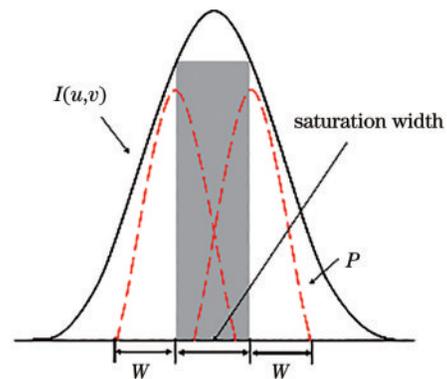


图 1 部分饱和衍射重建原理

Fig. 1 Principle of partially saturated diffraction reconstruction

### 2.2 GAN

利用 GAN 解决叠层成像像素尺寸受限的问题。GAN 的生成器部分主要包含深度残差模块和亚像素卷积模块。在生成器中,输入图像经过一个  $3 \times 3$  内核的卷积层后经过激活层 ReLU, 然后经过 16 个具有相同结构的残差块,每个残差块有两个  $3 \times 3$  内核和 64 通道的卷积层;随后经过批处理归一化(BN)层和 ReLU 激活函数,输入和输出通过跳链连接,以进行高效的特征提取,一定程度上削弱图像的噪点。使用一层亚像素卷积层将图像尺寸扩大 2 倍。在整个模型输入和输出部分添加卷积模块,用于数据调整和增强。判别器网络包含 8 个  $3 \times 3$  内核的卷积层来对图像进行特征提取,之后是 BN 层和 LeakyReLU 激活层(第一个卷积层无 BN 层)。通过 8 个卷积层,特征图的通道数从 64 逐渐增加到 512;通过密集层和 LeakyReLU 激活层之后,生成的特征图被展平;再通过一个密集层和 Sigmoid 激活层,即可获得输入图像为高分辨率图像的概率。

基于 COCO2017 数据集制作所需的训练集,用于模拟物体的振幅和相位,将振幅和相位输入到仿真的

叠层成像算法中,以制作高分辨率图像 $I^{\text{HR}}$ 训练集,输出图像尺寸为 $512 \text{ pixel} \times 512 \text{ pixel}$ 。将算法中初始设置的像元尺寸扩大 2 倍,像素数目降低为原始的 $1/2$ ,迭代后获得的重建物为低分辨率图像 $I^{\text{LR}}$ ,输出图像尺寸为 $256 \text{ pixel} \times 256 \text{ pixel}$ 。将建立的训练对( $I^{\text{LR}}$ 和 $I^{\text{HR}}$ )输入 GAN 中训练 2000 次。通过训练使 GAN 具有将 $I^{\text{LR}}$ 映射到 $I^{\text{HR}}$ 的能力。

为了优化生成器,采用由 Ledig 等<sup>[20]</sup>提出的由均方误差(MSE)损失 $l_{\text{MSE}}^{\text{SR}}$ 、特征图损失 $l_{\text{fea}/i,j}^{\text{SR}}$ 和对抗损失 $l_{\text{GAN}}^{\text{SR}}$ 相加的多权重损失函数,并对其权重进行调整,在确保像素相似性的基础上,生成视觉效果良好的重建图像。定义 GAN 的整体损失函数为 $l^{\text{SR}}$ ,表示为

$$l^{\text{SR}} = \alpha l_{\text{MSE}}^{\text{SR}} + \beta l_{\text{fea}/i,j}^{\text{SR}} + \gamma l_{\text{GAN}}^{\text{SR}}, \quad (1)$$

式中: $\alpha=1; \beta=0.5; \gamma=10^{-3}$ 。

MSE 损失用来评估生成器生成图像 $I^{\text{SR}}$ 和 $I^{\text{HR}}$ 在像素层面上的差异,表示为

$$l_{\text{MSE}}^{\text{SR}} = \frac{1}{C^2 WH} \sum_{x=1}^{\text{CW}} \sum_{y=1}^{\text{CH}} \left[ I_{x,y}^{\text{HR}} - G_{\theta_G}(I^{\text{LR}})_{x,y} \right]^2, \quad (2)$$

式中: $W, H$ 是图像的宽度和高度; $C$ 是放大倍数; $G_{\theta_G}$ 是 $\theta_G$ 的参数化表示, $\theta_G$ 是 GAN 的权重和偏差。

为进一步提升重建图像的质量,基于预训练的 19 层 VGG (visual geometry group) 网络的 ReLU 激活层来定义特征图损失,即重建图像 $G_{\theta_G}(I^{\text{LR}})$ 和 $I^{\text{HR}}$ 的特征图之间的欧氏距离,表示为

$$l_{\text{fea}/i,j}^{\text{SR}} = \frac{1}{W_{i,j} H_{i,j}} \sum_{x=1}^{W_{i,j}} \sum_{y=1}^{H_{i,j}} \left[ \phi_{i,j}(I^{\text{HR}})_{x,y} - \phi_{i,j} \left[ G_{\theta_G}(I^{\text{LR}})_{x,y} \right] \right]^2, \quad (3)$$

式中, $\phi_{i,j}$ 表示图像在 VGG19 网络内的第 $i$ 层最大池化之前的第 $j$ 个卷积获得的特征图。

除 MSE 损失和特征图损失外,增加对抗损失以优化判别器和生成器,定义对抗损失 $l_{\text{GAN}}^{\text{SR}}$ :

$$l_{\text{GAN}}^{\text{SR}} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \left\{ -\lg D_{\theta_D} \left[ G_{\theta_G}(I^{\text{LR}}) \right] \right\}, \quad (4)$$

式中, $D_{\theta_D} \left[ G_{\theta_G}(I^{\text{LR}}) \right]$ 是判别器将 $G_{\theta_G}(I^{\text{LR}})$ 判定为 $I^{\text{HR}}$ 的概率,其中, $D_{\theta_D}$ 是 $\theta_D$ 的参数化表示, $\theta_D$ 是判别器的权重和偏差。

### 2.3 高分辨成像算法流程

将实验采集的物体衍射图像表示为 $I_j(u)$ ,其中, $u$ 是 CCD 平面坐标, $j$ 是衍射图像的扫描位置, $j=1, 2, \dots, J$ ( $J=M \times N$ , $M$ 是照明探针横向移动的次数, $N$ 是照明探针纵向移动的次数),矩阵维度为 $(k, l)$ ,CCD 像素尺寸表示为 $\Delta x$ ,照明光波长为 $\lambda$ ,光阑到物体的距离和物体到 CCD 的距离分别为 $Z_1$ 和 $Z_2$ 。常规方法假设的初始猜测的探针函数和单独一个扫描位置处的物函数的矩阵维度与 $I_j(u)$ 相同,但文中设置初始探针 $P_0(r)$ 和每个扫描位置处的物函数 $O_0(r, j)$ 的矩阵维度为 $(c \times k, c \times l)$ ,其中, $r$ 为物平面坐标, $c$ 为像素外推倍数。第 $m$ 次迭代计算的详细步骤如下:

1) 将物函数估计 $O_m(r, j)$ 和照明光函数估计 $P_m(r)$ 相乘,得到出射波 $\Psi_m(r, j)$ ,并将出射波传播到 CCD 平面,即 $\Psi_m(u, j) = F[\Psi_m(r, j)]$ , $F(\cdot)$ 表示衍射传输;

2) 从 $\Psi_m(u, j)$ 的中心向外裁剪出 $(k, l)$ 的矩阵数据,表示为 $\Psi'_m(u, j)$ ,将 $\Psi'_m(u, j)$ 的振幅更新为 $\sqrt{I_j(u)}$ ,相位保持不变,用更新后的 $\Psi'_m(u, j)$ 补充 $\Psi_m(u, j)$ 被裁剪掉的中心区域,且像素外推部分(裁剪中心区域以外的部分)保持不变,此时 CCD 平面的光场记作 $\Psi''_m(u, j)$ ,将 $\Psi''_m(u, j)$ 逆向传播到物平面,即 $\Psi'_m(r, j) = F^{-1}[\Psi''_m(u, j)]$ ,其中 $F^{-1}(\cdot)$ 表示衍射逆传输;

3) 更新物函数和照明光函数<sup>[21]</sup>,作为下一个循环的初始猜测,表示为

$$O_{m+1}(r) = O_m(r) + \frac{|P_m(r)|}{|P_m(r)|_{\text{max}} |P_m(r)|^2 + \delta} \times \eta \left[ \Psi'_m(r, j) - \Psi_m(r, j) \right], \quad (5)$$

$$P_{m+1}(r) = P_m(r) + \frac{|O_m(r)|}{|O_m(r)|_{\text{max}} |O_m(r)|^2 + \delta} \times \sigma \left[ \Psi'_m(r, j) - \Psi_m(r, j) \right], \quad (6)$$

式中, $\delta=0.0001$ ,以保证数值稳定, $\eta, \sigma$ 的取值范围为 $[0, 1]$ ,式(5)、(6)中 $\eta=\sigma=1$ ;

4) 重复步骤 1)~步骤 3),直到完成预设迭代次数,即可获得像素外推扩充后的重建物体和照明探针,此时像素尺寸未变;

5) 将步骤 4)的重建物输入到训练好的 GAN,得到最终重建物。

所提高分辨率叠层成像方法分为两个阶段,算法流程图如图 2 所示。第一阶段采用外推法补充因数值孔径受限缺失的高频衍射信息,迭代 100 次得到重建的物体;第二阶段使用外推法建立的数据集训练 GAN,训练次数为 2000 次,将外推后的重建物输入到训练好的 GAN,即可解决像素尺寸受限问题,得到最终的重建物体。

## 3 仿真分析

分别对比了扩展叠层迭代引擎(ePIE)法、先 ePIE 重建后多权重损失函数 GAN 方法、仅外推法、先外推后插值方法、单次迭代同时使用插值与外推法<sup>[9]</sup>以及所提方法的重建结果,以说明所提方法的有效性。设计了可见光波段的仿真模型,选用的系统参数如下:工作波长 $\lambda=632.8 \text{ nm}$ ,CCD 的尺寸为 $800 \text{ pixel} \times 800 \text{ pixel}$ ,每个像素尺寸为 $2.4 \text{ } \mu\text{m} \times 2.4 \text{ } \mu\text{m}$ ,光阑到物体、物体到 CCD 之间的轴向距离分别为 $5 \text{ mm}$ 和 $20 \text{ mm}$ ,扫描步长为 $0.1 \text{ mm}$ ,共扫描 $6 \times 6$ 个位置。以“peppers”和“airfield”作为物体的初始振幅和相位,振幅的取值范围为 $0 \sim 1$ ,相位的取值范围为 $(-\pi \sim \pi) \text{ rad}$ ,CCD 采集的

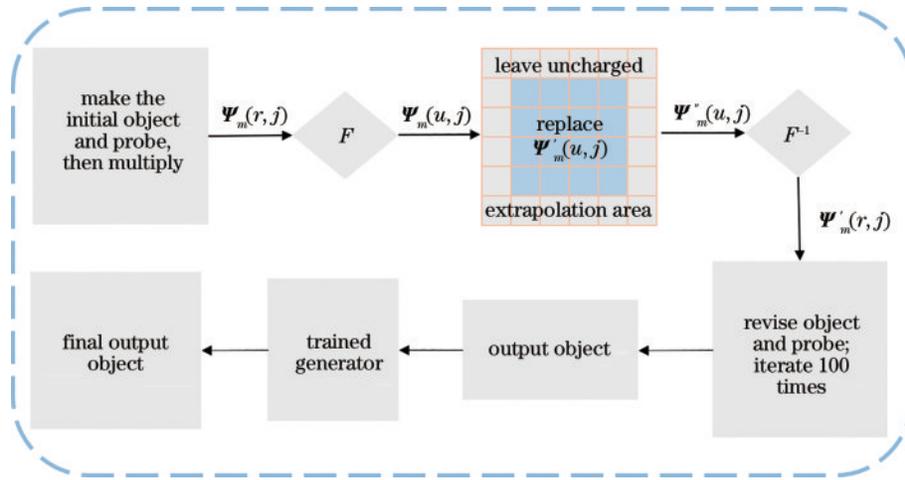


图 2 高分辨成像算法流程图

Fig. 2 Flow chart of high-resolution imaging algorithm

物体衍射图像尺寸为  $640 \text{ pixel} \times 640 \text{ pixel}$ 。运行程序使用的计算机中央处理器(CPU)的主频为  $2.4 \text{ GHz}$ , 内存为  $256 \text{ GB}$ , 软件为 MATLAB R2021a。

图 3(a1)~(f3)展示了可见光波段仿真模型的重建结果。其中:图 3(a1)、(a2)为使用 ePIE 迭代 100 次后重建图像的振幅和相位图,此时数值孔径和像素尺寸均受限,重建图像质量差。图 3(b1)、(b2)为使用 ePIE 方法迭代 100 次后,使用多权重损失函数 GAN 重建的图像的振幅和相位图。该方法虽减小了像素尺寸,但未解决数值孔径受限问题,重建图像不清晰。图 3(c1)、(c2)为使用外推法迭代 100 次的结果(像素外推 1.3 倍)。可以看出,虽然利用该方法补充了高阶

衍射信息,重建图像的清晰度明显提升,但由于像素尺寸的限制,重建图像放大后因像素较少边缘还是较模糊。图 3(d1)、(d2)为使用外推法迭代 50 次后,将外推法重建结果进行插值迭代 50 次的结果图。使用插值法缩小了迭代计算的采样间隔,外推法补充了采集图像缺失的高阶衍射信息,但重建图像噪声明显,存在边缘模糊问题,且重建时间长( $1287 \text{ s}$ )。图 3(e1)、(e2)是单次迭代同时使用插值与外推法迭代 100 次的结果图,可以看出,重建图像分辨率进一步提升,但重建图像有噪声且存在边缘模糊问题,重建时间为  $3091 \text{ s}$ 。图 3(f1)、(f2)是使用所提方法重建的图像的振幅和相位图,该方法先使用像素外推法迭代 100 次,然后将外

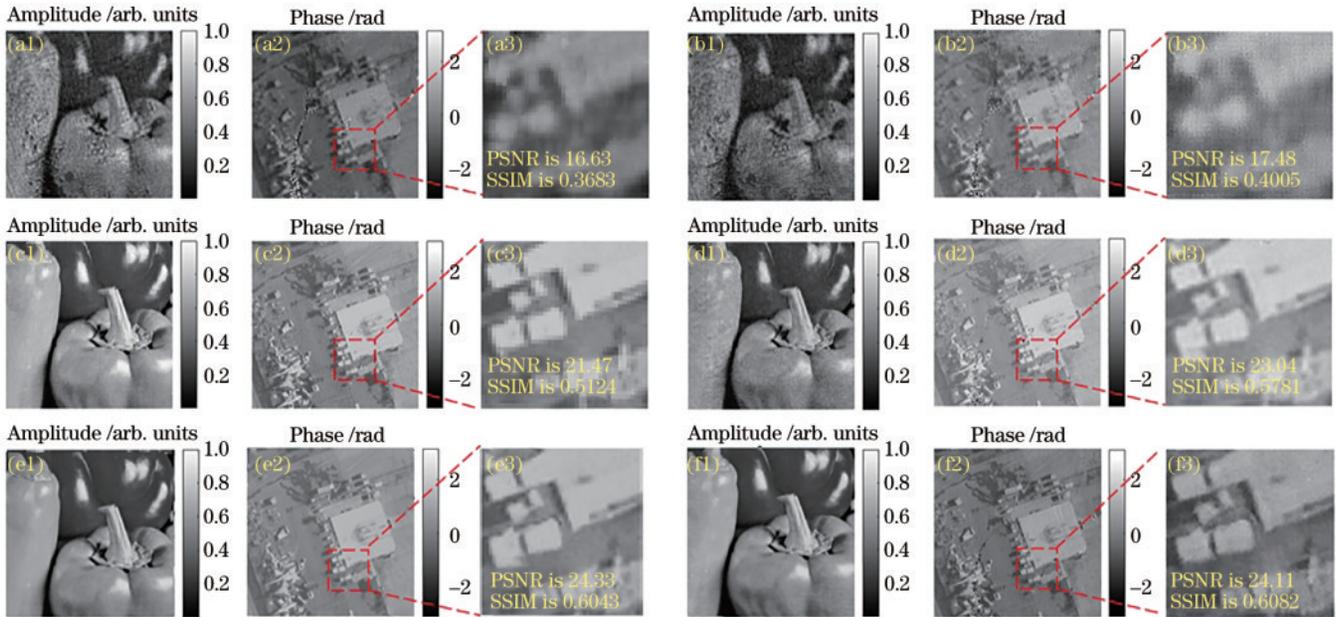


图 3 可见光波段各方法仿真重建图像的振幅、相位及相位局部放大图。(a1)~(a3)ePIE;(b1)~(b3)先 ePIE 后多权重损失函数 GAN 方法;(c1)~(c3)仅外推法;(d1)~(d3)先外推后插值方法;(e1)~(e3)单次迭代同时使用插值与外推法;(f1)~(f3)所提方法  
Fig. 3 Amplitude and phase with enlarged area of reconstructed image simulated by different methods on visible light band. (a1)~(a3) ePIE; (b1)~(b3) ePIE first and then multi-weight loss function GAN; (c1)~(c3) extrapolation; (d1)~(d3) extrapolation first and then interpolation; (e1)~(e3) superresolution ptychographical iterative engine; (f1)~(f3) proposed method

推法重建的图像与多权重损失函数 GAN 方法重建的图像结合,重建用时 642 s。从图 3(f3)(重建图像相位局部放大图)中可以看出,所提方法重建图像相位的边缘更加清晰,噪点较少。使用训练好的 GAN 可极大地提高重建效率,但由于训练样本数目少以及样本由仿真生成的原因,重建图像的振幅和相位会出现串扰问题。用  $t_1$  表示外推法结合插值法的重建时间,  $t_2$  表示所提方法的重建时间,通过  $(1/t_2 - 1/t_1)/(1/t_1)$  计算可得,所提方法整个重建过程与外推后插值的方法相比,效率提升了 1 倍;与单次迭代同时使用插值与外推法相比,效率提升了 3.81 倍。使用峰值信噪比(PSNR)和结构相似性(SSIM)两个图像质量评价指标来评估重建图像的质量。以各方法重建图像相位的局部放大图为例,上述 6 种方法的 PSNR 分别为 16.63、17.48、21.47、23.04、24.33、24.11,其中单次迭代同时使用插值与外推法重建图像的 PSNR 最高,像素层面的重建

效果最好,其次是所提方法;6 种方法的 SSIM 分别为 0.3683、0.4005、0.5124、0.5781、0.6043、0.6082,所提方法重建图像的 SSIM 值最高,表明所提方法实现了重建图像像素与视觉层面的均衡处理。

## 4 实验结果

搭建实验以验证算法的可行性。选择工作波长为 632.8 nm 的 He-Ne 激光器,激光器发出的光束经扩束准直后变成平行光,再通过可变光阑产生照明探针传输到物体表面。CCD 的尺寸为 3672 pixel  $\times$  5496 pixel,像素尺寸为 2.4  $\mu\text{m}$   $\times$  2.4  $\mu\text{m}$ 。X-Y 方向的位移平台控制待测物体在垂直于照明探针的平面上移动,本实验的扫描步长为 0.2 mm,光阑直径为 2 mm,物体到 CCD 的轴向距离为 29.11 mm。实验采集的照明探针如图 4(a)所示,使用所提方法重建的照明探针振幅和相位如图 4(b)、(c)所示。

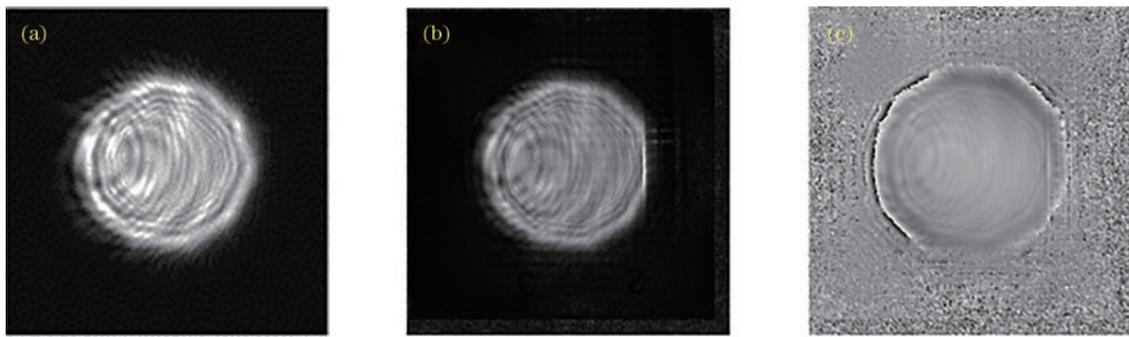


图 4 照明探针。(a)实验采集的照明探针;(b)重建探针的振幅;(c)重建探针的相位

Fig. 4 Illumination probe. (a) Illumination probe collected in the experiment; (b) amplitude of the reconstructed probe; (c) phase of the reconstructed probe

图 5 展示了标准分辨率板 USAF 1951 的重建结果。图 5(a1)是 ePIE 方法迭代 100 次后,使用多权重损失函数 GAN 重建图像的振幅,可以看出,由于未补充缺失的高阶衍射信息,重建图像不清晰;图 5(b1)是使用外推法迭代 100 次的结果,像素外推 1.2 倍,重建图像分辨率提升,但未处理像素尺寸受限问题;图 5(c1)是使用外推法迭代 50 次,结合插值法迭代 50 次的重建图像的振幅,可以看出,重建图像具有较高的成像分辨率,但白色噪点较多且重建时间长(8142 s);图 5(d1)是单次迭代同时使用插值与外推法迭代 100 次的重建图像的振幅,可以看出,重建图像成像分辨率提高,噪点较多,重建时间为 18508 s;图 5(e1)是使用所提方法重建的图像的振幅,先通过外推法迭代 100 次,再输入到训练好的 GAN,重建时间为 3896 s。与外推后插值的重建方法相比,所提方法的效率提升了 1.1 倍;与单次迭代同时使用插值与外推法重建相比,所提方法的效率提升了 3.75 倍。为便于比较,放大重建结果的中心区域,如图 5 第二行所示,用黄色实线标记 5 种方法重建的分辨率板的第 7 组元素 3 线对,并绘制标记部分的强度变化图,置于各分图右下角,其中,横轴表示标记

部分的像素数,纵轴表示像素的强度值。可以看出:先 ePIE 后多权重损失函数 GAN 方法、仅外推法重建的分辨率板第 7 组元素 3 线对识别并不准确,且强度值较小;图 5(c2)、(d2)中标记线对识别比较准确,有三个峰值,但强度值较小;图 5(e2)中标记线对识别准确,强度值均衡,由此验证了所提方法的可行性。

对鼠尾细胞切片重复上述实验,实验中,扫描步长为 0.1 mm,光阑的直径为 2 mm,物体到 CCD 的轴向距离为 19.56 mm,其余系统参数与上述实验相同。图 6 为鼠尾细胞的重建结果图及其在光学显微镜下的实物图。从图 6 中可以明显看出:先 ePIE 后多权重损失函数 GAN 方法的重建结果模糊;外推法的结果在放大后因像素数少也导致边缘模糊;先外推后插值的重建结果精度有所提高,但噪点较多,重建用时 3227 s;单次迭代同时使用插值与外推法的结果精度进一步提高,但重建结果的局部放大图边缘模糊,且重建用时较长(7229 s)。使用所提方法重建的图像清晰,纹理细节丰富,分辨率提升,重建用时 1538 s。所提方法的重建效率是先外推后插值方法的 1.1 倍,是单次迭代同时使用插值与外推法的方法的 3.7 倍。分析可得,所

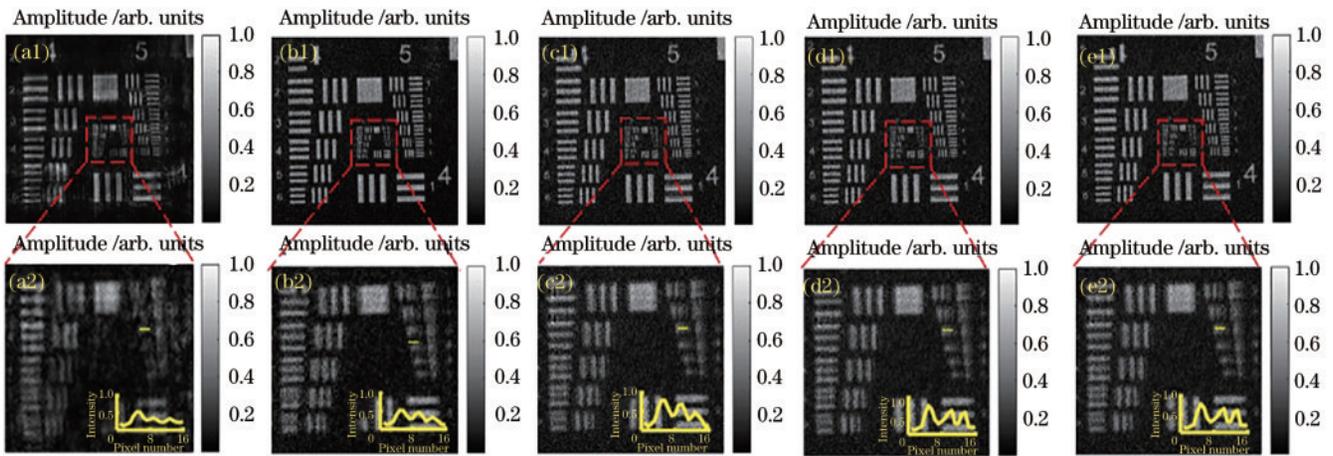


图 5 使用不同方法重建的 USAF 1951 图像振幅及其局部放大。(a1)(a2) 先 ePIE 后多权重损失函数 GAN 方法; (b1)(b2) 仅外推法; (c1)(c2) 先外推后插值方法; (d1)(d2) 单次迭代同时使用插值与外推法; (e1)(e2) 所提方法  
 Fig. 5 Amplitude with enlarged area of reconstructed image of USAF 1951 by different methods. (a1) (a2) ePIE first and then multi-weight loss function GAN; (b1) (b2) extrapolation; (c1) (c2) extrapolation first and then interpolation; (d1) (d2) superresolution Ptychographical Iterative Engine; (e1) (e2) proposed method

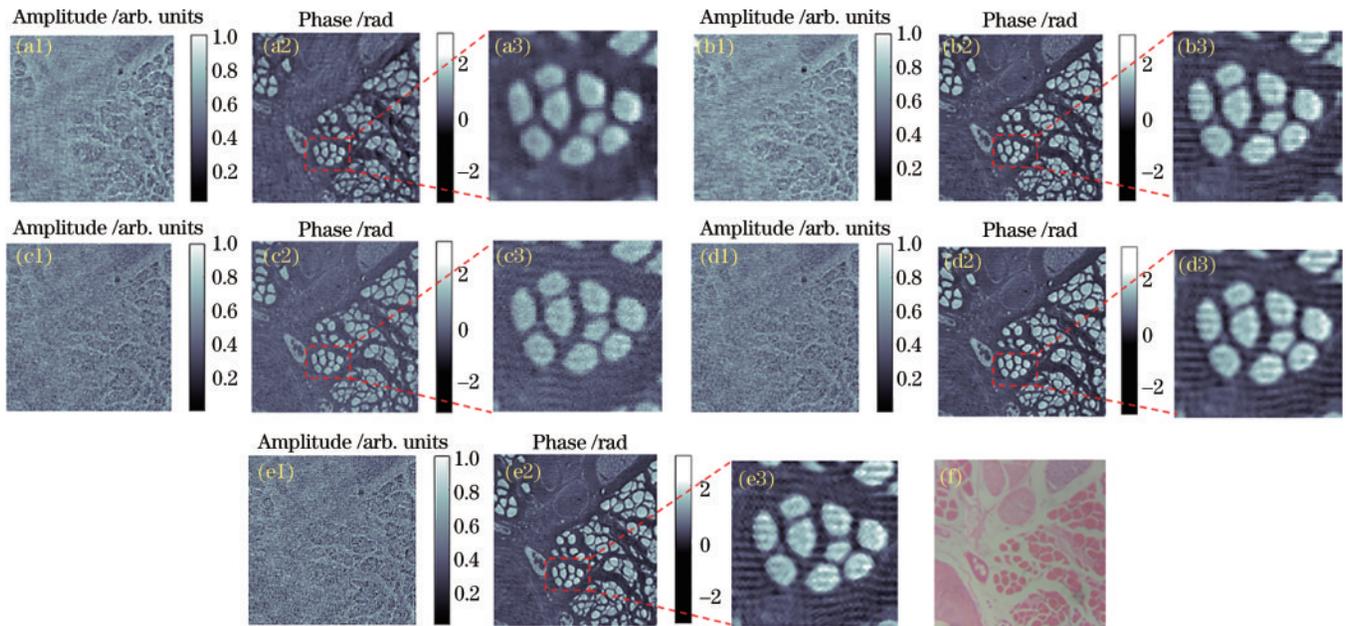


图 6 使用不同方法重建的鼠尾细胞图像的振幅、相位及相位的局部放大以及鼠尾细胞实物图。(a1)~(a3) 先 ePIE 后多权重损失函数 GAN 方法; (b1)~(b3) 仅外推法; (c1)~(c3) 先外推后插值方法; (d1)~(d3) 单次迭代同时使用插值与外推法; (e1)~(e3) 所提方法; (f) 显微镜下的鼠尾细胞实物图  
 Fig. 6 Amplitude and phase with enlarged area of reconstructed rat tail cell image by different methods and the photo of rat tail cell. (a1)~(a3) ePIE first and then multi-weight loss function GAN; (b1)~(b3) extrapolation; (c1)~(c3) extrapolation first and then interpolation; (d1)~(d3) superresolution Ptychographical Iterative Engine; (e1)~(e3) proposed method; (f) photo of rat tail cell under microscope

提方法在生物样本重建时可提高成像分辨率与重建效率。

## 5 结 论

提出了一种高分辨率叠层成像方法,用来处理分辨率受数值孔径和像素尺寸限制的问题。共比较了 6 种方法在数值孔径和 CCD 像素尺寸受限情况下的重建结果,其中仅有先外推后插值方法、单次迭代同时使用

插值与外推法、所提方法可同时解决两种分辨率受限问题。先外推后插值方法重建结果的精度较其余三种方法有所提升,但重建图像噪点明显且重建效率低;单次迭代同时使用插值与外推法重建结果的精度较先外推后插值方法进一步提升,但图像有噪点且重建时间长;所提方法在外推法重建的基础上,与多权重损失函数 GAN 结合,在提高叠层成像分辨率上有明显效果,重建图像的噪点较少,且重建时间短,效率高。使用训

练好的 GAN 可极大地提高重建效率,但由于训练样本数目少以及样本由仿真生成的原因,重建图像的振幅和相位会出现串扰问题。后续拟通过扩充仿真数据集和增加实验数据集的方式来解决振幅和相位串扰的问题。

### 参 考 文 献

- [1] Rodenburg J M. Ptychography and related diffractive imaging methods[J]. *Advances in Imaging and Electron Physics*, 2008, 150: 87-184.
- [2] Thibault P, Dierolf M, Menzel A, et al. High-resolution scanning X-ray diffraction microscopy[J]. *Science*, 2008, 321(5887): 379-382.
- [3] Jiang Y, Chen Z, Han Y M, et al. Electron ptychography of 2D materials to deep sub-ångström resolution[J]. *Nature*, 2018, 559(7714): 343-349.
- [4] 窦健泰, 武俊超, 杨忠明. 基于非全局轴向多光强限制的快速收敛叠层成像方法[J]. *中国激光*, 2021, 48(21): 2109002.  
Dou J T, Wu J C, Yang Z M. Fast-convergence extended ptychographical iterative engine based on nonglobal multiple axial intensity constraints[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2021, 48(21): 2109002.
- [5] Lupini A R, Oxley M P, Kalinin S V. Pushing the limits of electron ptychography[J]. *Science*, 2018, 362(6413): 399-400.
- [6] 潘兴臣, 刘诚, 陶华, 等. Ptychography 相位成像及其关键技术进展[J]. *光学学报*, 2020, 40(1): 0111010.  
Pan X C, Liu C, Tao H, et al. Phase imaging based on ptychography and progress on related key techniques[J]. *Acta Optica Sinica*, 2020, 40(1): 0111010.
- [7] Gao Y H, Yang F, Cao L C. Pixel super-resolution phase retrieval for lensless on-chip microscopy via accelerated wirtinger flow[J]. *Cells*, 2022, 11(13): 1999.
- [8] Zhang F C, Chen B, Morrison G R, et al. Phase retrieval by coherent modulation imaging[J]. *Nature Communications*, 2016, 7: 13367.
- [9] 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.
- [10] Rong L, Tan F R, Wang D Y, et al. High-resolution terahertz ptychography using divergent illumination and extrapolation algorithm[J]. *Optics and Lasers in Engineering*, 2021, 147: 106729.
- [11] Shannon C E. Communication in the presence of noise[J]. *Proceedings of the IRE*, 1949, 37(1): 10-21.
- [12] Maiden A, Johnson D, Li P. Further improvements to the ptychographical iterative engine[J]. *Optica*, 2017, 4(7): 736-745.
- [13] Dou J T, Zhang T Y, Wei C, et al. Single-shot ptychographic iterative engine based on chromatic aberrations[J]. *Optics Communications*, 2019, 440: 139-145.
- [14] Song P M, Jiang S W, Zhang H, et al. Super-resolution microscopy via ptychographic structured modulation of a diffuser[J]. *Optics Letters*, 2019, 44(15): 3645-3648.
- [15] Giewekemeyer K, Krüger S P, Kalbfleisch S, et al. X-ray propagation microscopy of biological cells using waveguides as a quasipoint source[J]. *Physical Review A*, 2011, 83(2): 023804.
- [16] Xu W H, Lin H X, Wang H Y, et al. Super-resolution near-field ptychography[J]. *Optics Express*, 2020, 28(4): 5164-5178.
- [17] 张超, 邢涛, 刘紫珍, 等. 基于生成对抗网络的无透镜成像方法[J]. *光学学报*, 2020, 40(16): 1611003.  
Zhang C, Xing T, Liu Z Z, et al. Lens-free imaging method based on generative adversarial networks[J]. *Acta Optica Sinica*, 2020, 40(16): 1611003.
- [18] 吴佳雪, 桂进斌, 李俊昌, 等. 基于深度学习的无干扰全息图生成[J]. *光学学报*, 2022, 42(14): 1409001.  
Wu J X, Gui J B, Li J C, et al. Deep learning-based interference-free hologram generation[J]. *Acta Optica Sinica*, 2022, 42(14): 1409001.
- [19] Long Z Y, Wang T Y, You C W, et al. Terahertz image super-resolution based on a deep convolutional neural network[J]. *Applied Optics*, 2019, 58(10): 2731-2735.
- [20] Ledig C, Theis L, Huszár F, et al. Photo-realistic single image super-resolution using a generative adversarial network[C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), July 21-26, 2017, Honolulu, HI, USA. New York: IEEE Press, 2017: 105-114.
- [21] Maiden A M, Rodenburg J M. An improved ptychographical phase retrieval algorithm for diffractive imaging[J]. *Ultramicroscopy*, 2009, 109(10): 1256-1262.