

# 基于物理增强神经网络的连续太赫兹波同轴数字全息成像

赵洁<sup>1,2\*\*</sup>, 金晓宇<sup>1</sup>, 王大勇<sup>1,2\*</sup>, 戎路<sup>1,2</sup>, 王云新<sup>1,2</sup>, 林述锋<sup>1</sup>

<sup>1</sup>北京工业大学理学部, 北京 100124;

<sup>2</sup>北京市精密测控技术与仪器工程技术研究中心, 北京 100124

**摘要** 太赫兹同轴数字全息是一种全场、无透镜、定量相衬成像方法, 具有简单且稳健的光路结构, 适合太赫兹波应用, 然而其固有的孪生像问题会严重降低再现像的质量。提出一种将物理模型和卷积神经网络相结合的迭代相位复原方法, 在无需施加约束以及准备预训练的标记数据集情况下, 可从单幅同轴数字全息图中高保真度地恢复出样品的复振幅分布, 并充分抑制孪生像干扰。仿真和实验结果表明了该方法的可行性, 再现像质量优于目前主流方法, 即基于物理增强神经网络的方法可以进一步拓展太赫兹数字全息成像的应用范围。

**关键词** 连续太赫兹波; 同轴数字全息; 神经网络; 相位复原

中图分类号 O438.1

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP231397

## Continuous-Wave Terahertz In-Line Digital Holography Based on Physics-Enhanced Deep Neural Network

Zhao Jie<sup>1,2\*\*</sup>, Jin Xiaoyu<sup>1</sup>, Wang Dayong<sup>1,2\*</sup>, Rong Lu<sup>1,2</sup>, Wang Yunxin<sup>1,2</sup>, Lin Shufeng<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Faculty of Science, Beijing University of Technology, Beijing 100124, China;

<sup>2</sup>Beijing Engineering Research Center of Precision Measurement Technology and Instruments, Beijing 100124, China

**Abstract** Terahertz (THz) in-line digital holography is a promising full-field, lens-free, and quantitative phase-contrast imaging method with an extremely compact and stable optical configuration. Hence, it is suitable for the application of THz waves. However, the inherent twin-image problem can impair the quality of its reconstructions. In this study, a novel learning-based iterative phase retrieval algorithm, termed as physics-enhanced deep neural network (PhysenNet), is introduced. This method combines a physical model with a convolutional neural network to mitigate the twin-image issue in THz waves. Notably, PhysenNet can reconstruct the complex fields of a sample with high fidelity from just a single in-line digital hologram, without the need for constraints or a pre-training labeled dataset. Based on simulations and experimental results, it is evident that PhysenNet surpasses existing phase retrieval algorithms in imaging quality, further enhancing the application range of THz in-line digital holography.

**Key words** continuous-wave terahertz; in-line digital holography; neural network; phase retrieval

## 1 引言

太赫兹 (THz) 波是位于电磁波谱中红外与微波之间的电磁波, 波长范围为 0.03~3 mm, 频率范围为 0.1~10 THz。太赫兹波所具备的穿透性、惧水性、低光子能量等独特传播特性, 使其在医学成像<sup>[1]</sup>、反恐安

检<sup>[2]</sup>、工业产品质量检测和无损检测<sup>[3-4]</sup>等相关领域得到了广泛应用。太赫兹波相衬成像是近年来新兴的太赫兹成像研究方向之一, 根据数据采集方式分为逐点扫描方式和全场面阵记录方式: 前者主要有已商业化的太赫兹时域光谱 (THz-TDS) 扫描成像<sup>[5]</sup>, 这种方法数据采集速率较低, 难以快速获得样品的振幅和相位

收稿日期: 2023-05-30; 修回日期: 2023-07-26; 录用日期: 2023-08-08; 网络首发日期: 2023-08-18

基金项目: 国家自然科学基金 (62220106005, 62175004, 62075001)、北京市教委重点项目 (KZ202010005008)、北京市自然科学基金项目 (4222061, 4222063)

通信作者: \*wdyong@bjut.edu.cn; \*\*zhaojie@bjut.edu.cn

信息,且重建像的分辨率受扫描光束尺寸的限制;后者主要包括二维电光采样<sup>[6]</sup>、太赫兹叠层成像<sup>[7]</sup>和数字全息成像<sup>[8]</sup>等,其中,二维电光采样是一种基于 THz-TDS 系统的全场成像方法,可以实现二维(2D)太赫兹光场的快速记录,但它仍然受光电晶体的调制效率影响。太赫兹叠层成像是一种有潜力的全场相衬成像方法,不过它仍需要通过探针照明光束扫描样品来记录多个重叠的衍射图案。相比于前两者,太赫兹波数字全息成像可以定量地再现出样品的振幅和相位信息,具有全场、非入侵、实时成像等特点,在生物医学、无损检测等方面具有重要的应用前景。

太赫兹数字全息类似于可见光数字全息,它利用携带物体信息的物光波与参考光波进行干涉形成全息图,根据物光波与参考光波之间有无夹角,可将数字全息技术分为离轴数字全息和同轴数字全息。与光路较为复杂的离轴数字全息成像结构相比,太赫兹波同轴数字全息成像的参考光与物光共路,具有光路结构紧凑、稳定性高、可充分利用探测器有限的空间带宽积等优点。然而,参考光和物光共路会导致重建结果中存在固有孪生像的串扰。针对该问题,可采用相移法和相位复原方法等来解决。不同于相移法,相位复原方法不需要引入额外的硬件设备,通过迭代过程及施加约束条件,即可对孪生像的抑制起到非常好的作用。传统的迭代相位恢复方法主要通过记录面上添加不同的约束条件,让相位恢复迭代过程逐渐趋于收敛。近年来,基于压缩感知<sup>[9]</sup>、稀疏优化<sup>[10-11]</sup>和基于实部与虚部的迭代去噪<sup>[12]</sup>方法被提出用以解决太赫兹同轴数字全息中的孪生像问题,这些方法相比于传统相位复原方法在性能上都有一定的提升。

另一方面,在可见光成像研究中,深度学习在计算成像的各个领域中显示出巨大的潜力,如计算鬼成像、数字全息成像、散射介质成像等<sup>[13-14]</sup>。其中,基于卷积神经网络的相位复原方法也被提出来解决同轴数字全息中的孪生像问题。利用卷积神经网络的拟合能力,该方法能够进一步地提升再现结果的质量<sup>[15]</sup>。目前,基于卷积神经网络的相位复原方法主要分为两类:一类是端到端的神经网络方法,该方法需要利用大量的标记数据来驱动神经网络的训练<sup>[16-17]</sup>;另一类是物理模型与神经网络结合的方法,该方法仅需要少量的测量数据再结合物理模型来驱动神经网络的训练<sup>[18-19]</sup>。而在太赫兹成像技术中,结合神经网络方法的研究较少,仅在最近几年才受到研究人员的关注,这些研究主要集中在如何提高太赫兹强度成像的分辨率<sup>[20-21]</sup>。虽然文献<sup>[22]</sup>也提出了基于神经网络的方法来同时提升振幅和相位图像的分辨率,但是所使用的神经网络方法基本都是端到端的方法,需要大量的标记训练数据来优化网络参数。最近,基于端对端的 U-Net 重建方法和角谱法加 U-Net 重建方法也被提出用于太赫兹同轴数字全息图的高保真重建<sup>[23]</sup>。在太赫兹波段中,由

于可使用的各种元器件比较缺乏,在许多情况下很难获得大量的标记数据,这也正是限制神经网络模型和各种太赫兹成像方法结合的重要因素。实际上在太赫兹成像中,更加需要神经网络的强大数据拟合能力,主要有以下两个原因:1)目前太赫兹源和面阵探测器都处于发展阶段,其稳定性、灵敏度和信噪比都比较差,因此需要性能和鲁棒性更好的重建算法,而神经网络方法则是一种可行的解决方案;2)太赫兹波段的面阵探测器像素数远少于可见光中的 CCD 或 CMOS 面阵探测器像素数<sup>[24]</sup>,因此用于太赫兹波段的神经网络可以更好发挥作用,高效完成网络的训练过程。

本文将物理模型和神经网络相结合实现了一种解决连续太赫兹波同轴数字全息中的孪生像干扰问题的迭代相位复原方法。该方法无需大量的实验标记数据,仅利用单幅归一化全息图即可高保真度地再现出样品的振幅和相位分布。基于频率为 2.52 THz 的连续太赫兹波激光器搭建实验光路,采用热释电阵列探测器记录 Gabor 同轴数字全息图,分别利用西门子星、蝉翅以及聚苯乙烯泡沫球样品进行实验,其再现成像结果验证了所提方法的有效性。

## 2 基本原理

### 2.1 太赫兹 Gabor 同轴数字全息的记录

太赫兹同轴数字全息的记录原理如图 1 所示,首先,假设波长为  $\lambda$  的太赫兹平面波正入射到一个二维薄样品,其透射光场复振幅分布可表示为

$$U_0(x_0, y_0) = 1 + \Delta t(x_0, y_0), \quad (1)$$

式中:  $(x_0, y_0)$  是物平面的坐标;单位振幅“1”表示直接透射的未经调制的均匀光波,为参考光波;  $\Delta t(x_0, y_0)$  为经物体调制所产生的衍射光,为物光波。当两者沿着相同方向传播到记录面时发生干涉,形成同轴数字全息图,其强度分布可写为

$$I(x, y) = 1 + |\Delta T|^2 + \Delta T + \Delta T^*, \quad (2)$$

式中:  $\Delta T$  和  $\Delta T^*$  分别表示记录面上物光波及其复共轭。在同轴数字全息的再现中,需要对记录的全息图进行衍射传播数值计算,此时将会获得具有孪生像和

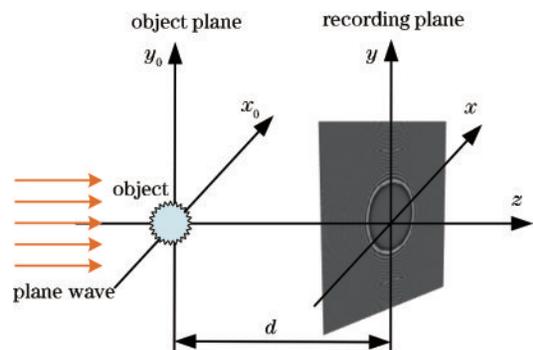


图 1 太赫兹同轴数字全息图的记录示意图

Fig. 1 The recording schematic of THz in-line digital hologram

零级伪影干扰的再现振幅和相位分布,其中,孪生像会严重影响再现成像结果的质量。

### 2.2 基于物理增强神经网络方法的同轴数字全息再现

利用物理增强神经网络(PhysenNet)进行同轴数字全息再现的流程如图 2(a)所示,这是一种将卷积神经网络和物理传播模型结合的迭代优化框架,主要由两个部分组成:神经网络模型和物理传播模型,其中,神经网络的作用是建立物体全息图强度分布和物

体复振幅分布之间的映射关系,从而达到抑制再现中孪生像的目的。它的相位复原过程大致可分为 3 步: 1)向神经网络输入一幅归一化全息图,神经网络的输出默认为是物平面上的振幅和相位分布;2)将神经网络输出的复振幅分布正向衍射传播到记录面,得到估计的全息图强度分布;3)计算估计的全息图强度分布与实验测量的全息图强度分布之间的误差,并利用该误差对神经网络进行参数优化调整。通过多次迭代即可高保真度地再现出样品的复振幅分布。

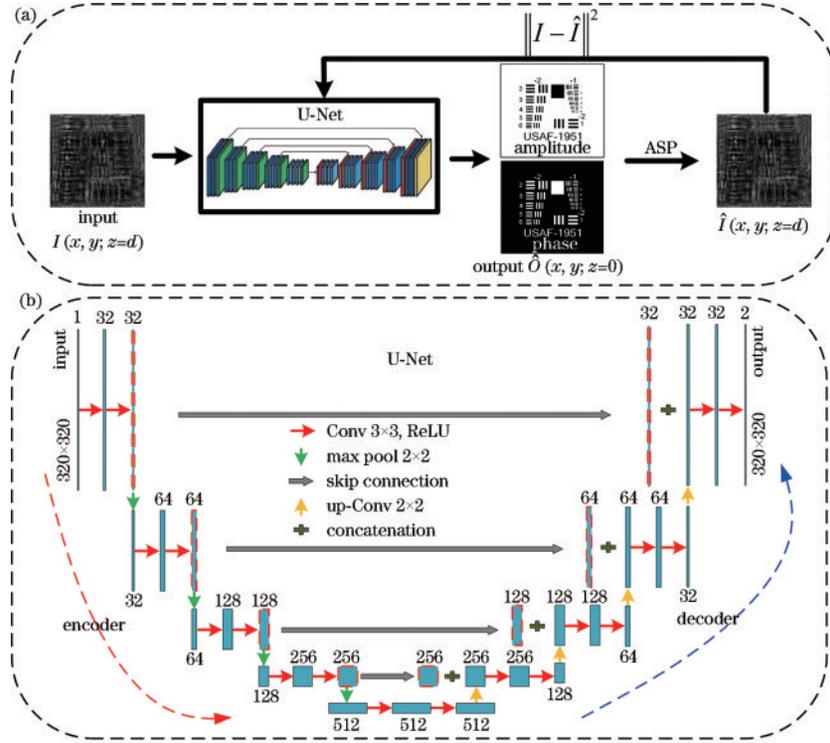


图 2 基于物理增强的神经网络算法。(a)流程图;(b) U-Net 的结构示意图

Fig. 2 Neural network algorithm based on PhysenNet. (a) The flowchart; (b) the schematic diagram of the U-Net

在所提算法中,采用的神经网络模型是卷积神经网络 U-Net<sup>[25]</sup>,它已经被广泛地应用在计算成像的各个领域中。U-Net 的具体网络结构如图 2(b)所示,其主要有 4 个模块:1)包含 3×3 卷积和激活函数 ReLU 的卷积层;2)2×2 最大池化层;3)包含 2×2 上卷积的上卷积层;4)跳连接。U-Net 是一种编解码器(encoder-decoder)框架:左边可以看作是编码器(encoder),主要负责输入数据的特征提取,也可以将其他的特征提取网络放在这个位置;右边可以看作是解码器(decoder),主要负责恢复图像,该过程中比较关键的步骤是跳连接。跳连接的作用是使深层和浅层的特征信息融合起来以及解决网络训练中的梯度消失问题。

下面介绍具体的算法流程。首先,将归一化处理后的同轴数字全息图强度分布  $I(x, y)$  作为神经网络的输入,神经网络的输出假设为样品在物平面上无孪生像的复振幅分布  $\hat{O}(x_0, y_0; z=0)$ :

$$\hat{O}(x_0, y_0; z=0) = f[I(x, y), w], \quad (3)$$

式中:  $f$  表示定义的神经网络;  $w$  是神经网络的权重参数。

然后利用角谱传播方法(ASP)将物平面上的复振幅分布传播到记录平面<sup>[26]</sup>,可以表示为

$$U_d(x, y) = F^{-1}\{F\{\hat{O}(x_0, y_0; z=0)\}H_d(f_x, f_y)\}, \quad (4)$$

$$H_d(f_x, f_y) = \begin{cases} \exp\left[jk_0 d \sqrt{1 - (\lambda f_x)^2 - (\lambda f_y)^2}\right], & f_x^2 + f_y^2 < \frac{1}{\lambda^2}, \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad (5)$$

式中:  $F^{-1}$  和  $F$  表示傅里叶变换和傅里叶逆变换;  $H_{z=d}(f_x, f_y)$  表示自由空间传递函数;  $(f_x, f_y)$  是记录面上的空间频谱坐标;  $\lambda$  为波长;  $k_0 = 2\pi/\lambda$ , 是波数;  $d$  是物平面到记录面的距离。

根据式(4),记录面上估计的全息图强度分布可表

示为

$$\hat{I}(x, y; z = d) = |U_d(x, y)|^2. \quad (6)$$

利用记录面上实际测量的归一化全息图强度分布和式(6)可计算得到估计全息图强度分布,基于物理增强的神经网络模型的损失函数可表示为

$$L = \operatorname{argmin}_w \left\| I(x, y) - \hat{I}(x, y) \right\|_2^2. \quad (7)$$

从上述损失函数中可以发现,所提方法并不需要已知样品的真实复振幅分布。相反,它将物理模型和神经网络结合,使神经网络可以间接地捕获实验测量的归一化全息图强度分布和样品复振幅分布之间的映射关系。当神经网络的权重参数  $w$  优化完成后,样品无孪生像的振幅  $\hat{A}_{z=0}$  和相位  $\hat{\phi}_{z=0}$  可表示为

$$\hat{A}(x_0, y_0; z = 0) = \operatorname{abs}\{\hat{O}(x_0, y_0; z = 0)\}, \quad (8)$$

$$\hat{\phi}(x_0, y_0; z = 0) = \operatorname{angle}\{\hat{O}(x_0, y_0; z = 0)\}, \quad (9)$$

式中:  $\operatorname{abs}\{\cdot\}$  是取振幅操作;  $\operatorname{angle}\{\cdot\}$  是取相位操作。

在本研究中,物理增强的神经网络方法是在 TensorFlow 版本 2.1 平台上使用 Python 3.6 实现的,并且所有代码在具有 i9-CPU 和 NVIDIA RTX 3070 图形卡的电脑上完成编写和测试。采用 Adam 优化器来优化权重参数<sup>[27]</sup>,在优化过程中引入学习率衰减方法,使学习率随着训练的进行逐渐衰减。并且,为避免神经网络在训练时出现过拟合问题,在每完成 500 次

迭代时,向输入全息图中添加 0~0.02 之间的均匀分布噪声。一般在训练 10000 次左右时,神经网络的损失函数趋于收敛。需要指出的是,在训练过程中向输入全息图添加噪声时,由网络输出的物面复振幅产生的全息图是含有少量噪声的,因此,当神经网络训练完成后,在输出最终结果的迭代中,输入的全息图是不添加噪声的,并根据式(8)和(9)计算估计的振幅和相位分布。

### 3 仿真结果

为了探讨基于物理增强神经网络的相位复原方法在太赫兹同轴数字全息中的有效性,首先进行数值仿真测试。在仿真中,将所提方法与其他流行的迭代相位复原方法进行比较,包括误差减少(ER)方法<sup>[28]</sup>、基于实部与虚部的迭代去噪相位复原(IDPR-RI)方法<sup>[12]</sup>和复数约束的全变分正则化(CCTV)方法<sup>[29]</sup>。其中,CCTV 方法是一种将吸收和支持域约束与稀疏优化结合的迭代相位复原方法。模拟参数如下:太赫兹波长设为 0.11883 mm,采样间隔设为 0.04 mm×0.04 mm,采样数为 512×512,物体到记录面的距离为 50 mm。图 3(a)、(b)分别是仿真样品的振幅和相位图像。图 3(c)是数值模拟生成的同轴全息图。图 3(d)是不同迭代次数下 PhysenNet 方法再现的振幅和相位分布,可以看出,随着迭代次数的增加,再现像的质量也越来越好。

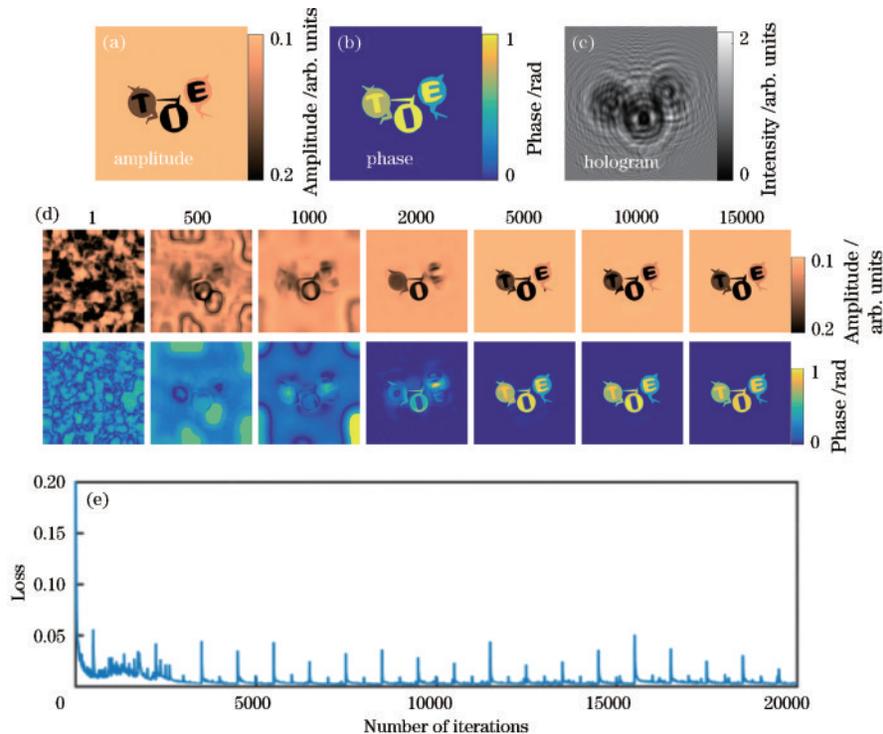


图 3 基于 PhysenNet 方法的太赫兹同轴数字全息成像仿真。(a)(b)模拟样品的振幅和相位分布;(c)模拟生成的全息图;(d)不同迭代次数下 PhysenNet 再现的结果;(e)损失函数曲线

Fig. 3 The simulations of in-line digital holography based on the PhysenNet method. (a) (b) The amplitude and phase distributions of the simulated samples; (c) the simulated hologram; (d) the results reconstructed by PhysenNet with different iterations; (e) the loss function curve

图 3(e) 是损失函数随着迭代次数的变化曲线, 可以看出, 每隔 500 次迭代损失函数就会存在突增的值, 这是每隔 500 次迭代向输入的全息图添加噪声所导致的。

为了定量地分析不同相位复原方法的性能, 采用结构相似度(SSIM)和均方根误差(RMSE)对再现的振幅分布进行定量评价<sup>[30]</sup>。其中: SSIM 是一种用于量化两幅图像间的结构相似性的指标, 它的取值范围为 0~1, 值越大代表两幅图像越相似; RMSE 是一种用于计算两幅图像间的差异大小的指标, 取值越小代表两幅图像越相近。图 4(a)、(f) 是利用 ASP 方法直接回传全息图后再现的振幅和相位分布, 可以看出, 孪生像严重影响了再现像的质量。图 4(b)、(g) 是 ER 方法

再现的振幅和相位分布, 由于正吸收约束的性能较低, 重建的振幅和相位虽然相比于 ASP 方法已经有所提升, 但是仍存在一定的误差。图 4(c)、(h) 是 IDPR-RI 方法再现的振幅和相位分布, 可以看出, 再现的振幅分布中已经几乎没有孪生像的干扰, 仅再现的相位中还有着较小的误差。图 4(d)、(i) 是 CCTV 方法再现的振幅和相位分布, 可以看出, 再现的振幅和相位分布中的孪生像被很好地抑制了, 但是再现的振幅和相位中都存在由正则化处理所导致的平滑效应。图 4(e)、(j) 是 PhysenNet 方法再现的振幅和相位分布, 从它更高的 SSIM 值和更低的 RMSE 值可以看出, 基于物理增强神经网络方法在成像质量方面具有更加优越的性能。

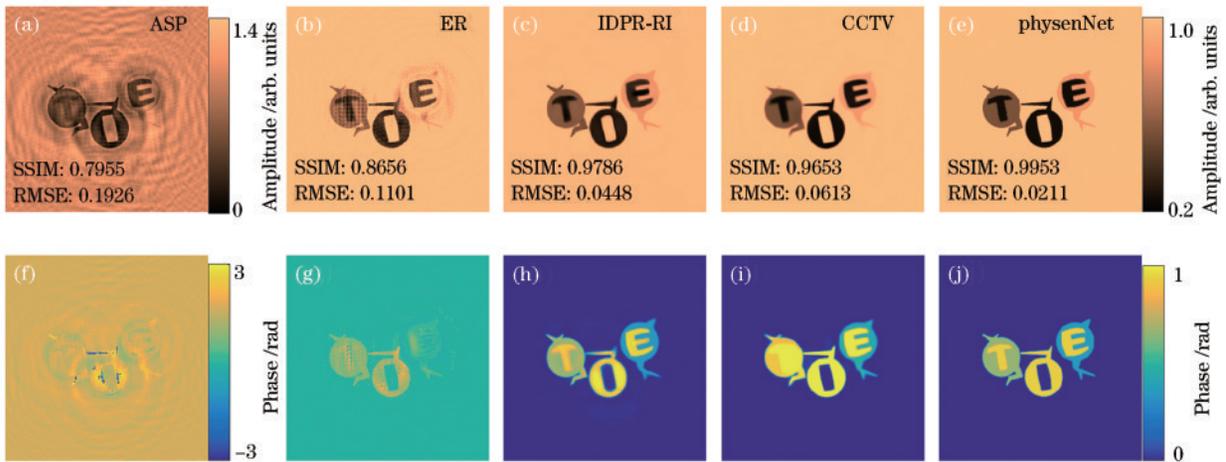


图 4 不同相位复原方法的数值仿真结果对比。(a)~(e)和(f)~(j)分别是 ASP、ER、IDPR-RI、CCTV 和 PhysenNet 方法再现的振幅和相位分布

Fig. 4 Comparison of numerical simulation results of different phase retrieval methods. (a)–(e) and (f)–(j) The reconstructed amplitude and phase distribution by the ASP, ER, IDPR-RI, CCTV, and PhysenNet method, respectively

## 4 实验结果

### 4.1 太赫兹同轴数字全息实验系统

利用连续太赫兹波源搭建同轴数字全息实验系统, 实验装置的示意图如图 5 所示。使用的太赫兹激

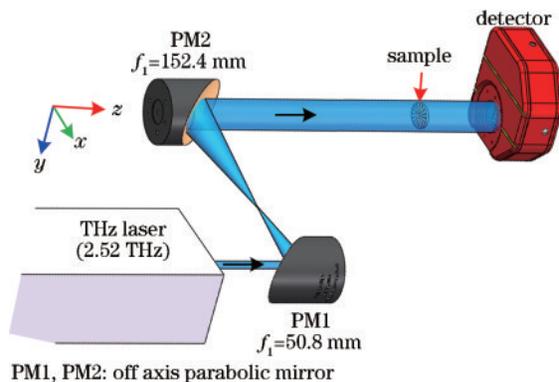


图 5 连续太赫兹波同轴数字全息实验光路示意图  
Fig. 5 Schematic of continuous waves THz in-line digital holography

光器的中心波长约为 0.118 mm, 对应频率约为 2.52 THz, 最大输出功率约为 500 mW。首先, 出射的太赫兹波经一对离轴抛物面镜(PM1 和 PM2)反射进行准直和扩束, 光束被扩展到原来光斑直径的 3 倍, 约为 25 mm; 接着, 扩束后的太赫兹波传播一段距离后照明样品, 此时将物体的衍射光作为物光波、直透光作为参考光波, 两者沿着相同的光轴方向传播到记录面; 然后, 物光波与参考光波发生干涉形成同轴全息图, 由太赫兹面阵探测器记录; 太赫兹面阵探测器为热释电探测器(Pyrocam IV, Ophir Spiricon), 像素间距为  $80 \mu\text{m} \times 80 \mu\text{m}$ , 像素数为  $320 \times 320$ , 内置斩波频率为 50 Hz。当实验中采集到的全息图噪声较大时, 将会对网络的训练产生一定的影响, 为此需要提高记录全息图的信噪比, 这里每幅全息图都是由记录 500 帧图像叠加平均预处理后得到的, 并且还根据无样品的背景全息图进行了归一化处理。

### 4.2 太赫兹同轴数字全息再现

首先, 为了定量评估该实验系统的空间分辨率,

对一个二元振幅型样品西门子星分辨率板进行了测试,其光学图像如图 6(a)所示。它是一块镀金膜硅片,硅片基底的厚度约为 500  $\mu\text{m}$ ,其中,未镀膜的硅片部分为透光区域,镀金膜部分为不透光区域,金膜厚度约为 50 nm,每个扇形的顶角为  $15^\circ$ 。在 2.52 THz 波频率下,硅的折射率为 3.4175,具有较高的透过率。对于西门子星分辨率板,实际测试的分辨率可

表示为

$$c = r \times \sin\alpha, \quad (10)$$

式中: $r$ 是西门子星样品的中心到扇形靶条刚好不能分清位置的距离; $\alpha = 15^\circ$ ,是靶条的顶角。为了在实验中客观定量评价再现结果的质量,采用基于无参考的自然图像质量评价函数(NIQE)<sup>[31]</sup>,较小的 NIQE 值表示实验结果的质量更好。

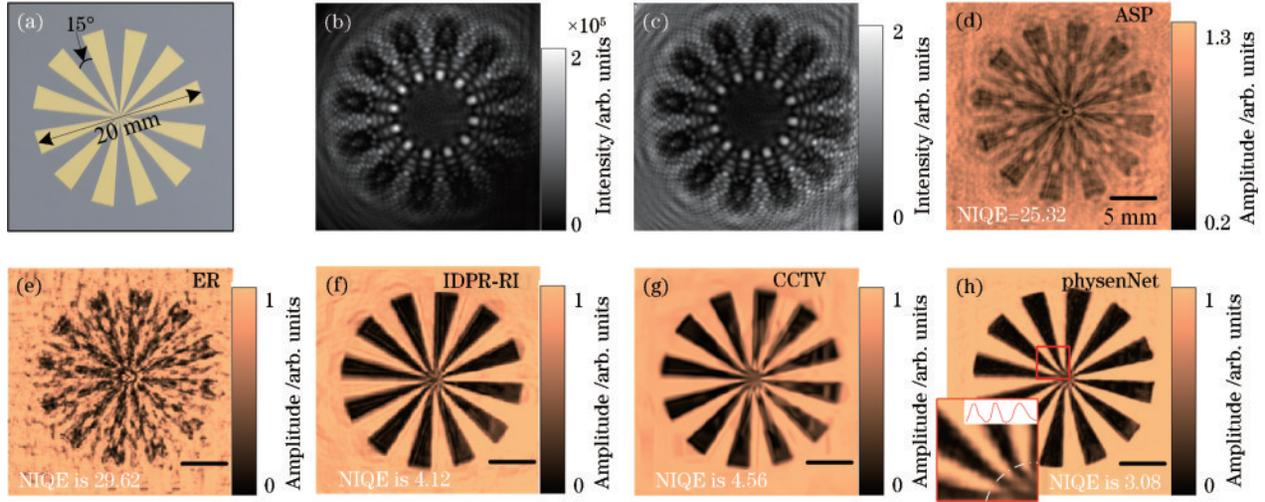


图 6 不同相位复原算法再现的西门子星样品的振幅图像。(a)~(c)样品的实物图像、全息图和归一化全息图;(d)~(h) ASP、ER、IDPR-RI、CCTV 和 PhysenNet 方法再现的振幅分布

Fig. 6 The amplitude distributions of siemens star obtained by different phase retrieval algorithms. (a)–(c) Physical images, holograms, and normalized holograms of samples; (d)–(h) the amplitude distributions by the ASP, ER, IDPR-RI, CCTV, and PhysenNet method, respectively

图 6(b)、(c)是记录的全息图和对应的归一化全息图,其中,全息图的记录距离  $d \approx 43.2$  mm。图 6(d)–(h)分别为利用 ASP、ER、IDPR-RI、CCTV 和 PhysenNet 方法再现的西门子星样品的振幅分布。可以看出,由于样品不透光部分占照明太赫兹光束面积的 32%,已经超过了文献[32]所说的物体在成像视场中所占面积的比值不应超过 25%的要求,因此传统的 ER 方法并不能有效地再现出该样品的振幅分布。而 IDPR-RI、CCTV 和 PhysenNet 方法都可以扩展这一要求的限制,并且能够有效减少再现结果中的孪生像伪影。相比于 IDPR-RI 和 CCTV,PhysenNet 方法再现的结果具有更尖锐的边缘。更明显的是,PhysenNet 方法再现的背景区域具有更少的噪声干扰,这表明所提方法在抑制孪生图像和降低噪声方面的优势。同时,利用不同相位复原方法的 NIQE 值也证明了 PhysenNet 方法的优越性。利用图 6(h)中的局部放大图像可以计算出白色虚线位置到西门子星样品中心位置的距离  $r \approx 880$   $\mu\text{m}$ ,因此利用式(10)可以计算出该系统的横向分辨率  $c \approx 227$   $\mu\text{m}$ 。根据 Abbe 衍射极限公式,该系统的横向理论分辨率  $\rho = 0.5\lambda / \sin \theta_{\max}$ ,其中,  $\theta_{\max}$  是最大衍射角。当记录距离  $d \approx 43.2$  mm 时,该实验系统的理论分辨率  $\rho \approx 209$   $\mu\text{m}$ ,实验结果与理论值较好地

吻合。

其次,为了进一步检验所提 PhysenNet 方法在同轴数字全息相位复原中的能力,还对生物样本(蝉翅)进行了成像实验。样品是一种由膜层和翅脉组成的膜翅,其光学图像如图 7(a)所示。图 7(f)是蝉翅样品的归一化全息图。使用不同相位复原方法再现的振幅和相位分布如图 7(b)~(e)和图 7(g)~(j)所示。可以看出:ER 方法虽然可以有效地重建出样品的振幅和相位分布,但是由于正吸收约束的性能有限并不能获得较清晰的重建结果;IDPR-RI 方法通过在物平面上将孪生像看作是一种叠加的“噪声”,并进行迭代去噪处理和更新替换在记录面上的振幅,可以获得较好的重建结果;CCTV 方法使用复约束的正则化处理,使孪生像得到了一定程度的抑制;相比之下,PhysenNet 方法再现的振幅和相位分布都具有更高的质量。

最后,对于厚度较大的样品开展实验,展示基于单个聚苯乙烯泡沫球的太赫兹同轴数字全息相位复原的结果。实验中采用的聚苯乙烯泡沫球的直径约为 6.58 mm,折射率约为 1.0169(由商业化 THz-TDS 系统测量给出),图 8(a)是样品的光学图像。泡沫球放置在一个螺杆的顶端,竖直立在照明太赫兹光束中,图 8(b)是样品的归一化全息图。图 8(c1)~(g1)和

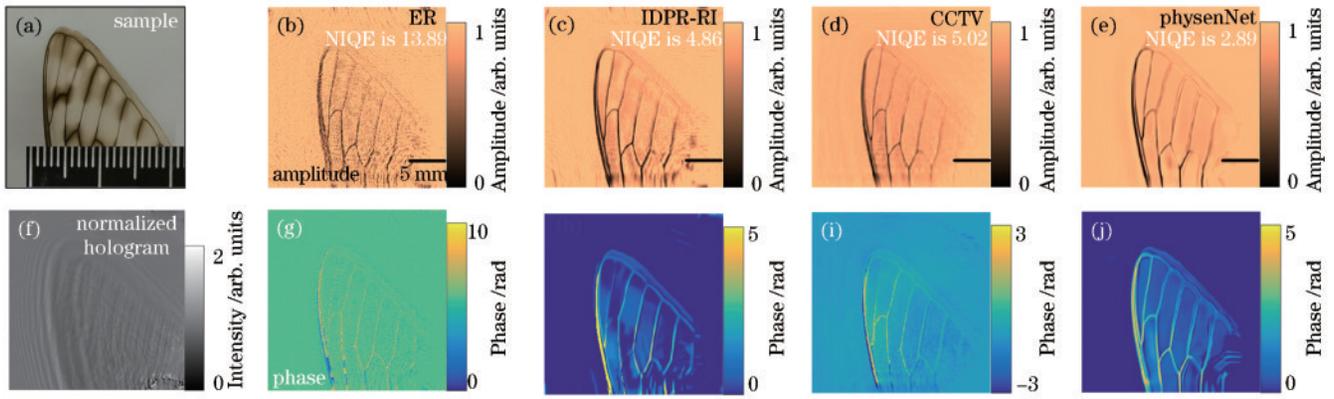


图 7 不同相位复原方法再现的蝉翅样品的结果。(a)蝉翅样品实物图;(f)归一化全息图;(b)~(e)和(g)~(j) ER、IDPR-RI、CCTV 和 PhysenNet 方法再现重建的和相位分布

Fig. 7 The reconstructed results of the cicada wing by different phase retrieval algorithms. (a) the optical photo of the sample; (f) the normalized hologram; (b)–(e) and (g)–(j) the amplitude and phase distributions by the ER, IDPR-RI, CCTV, and PhysenNet method, respectively

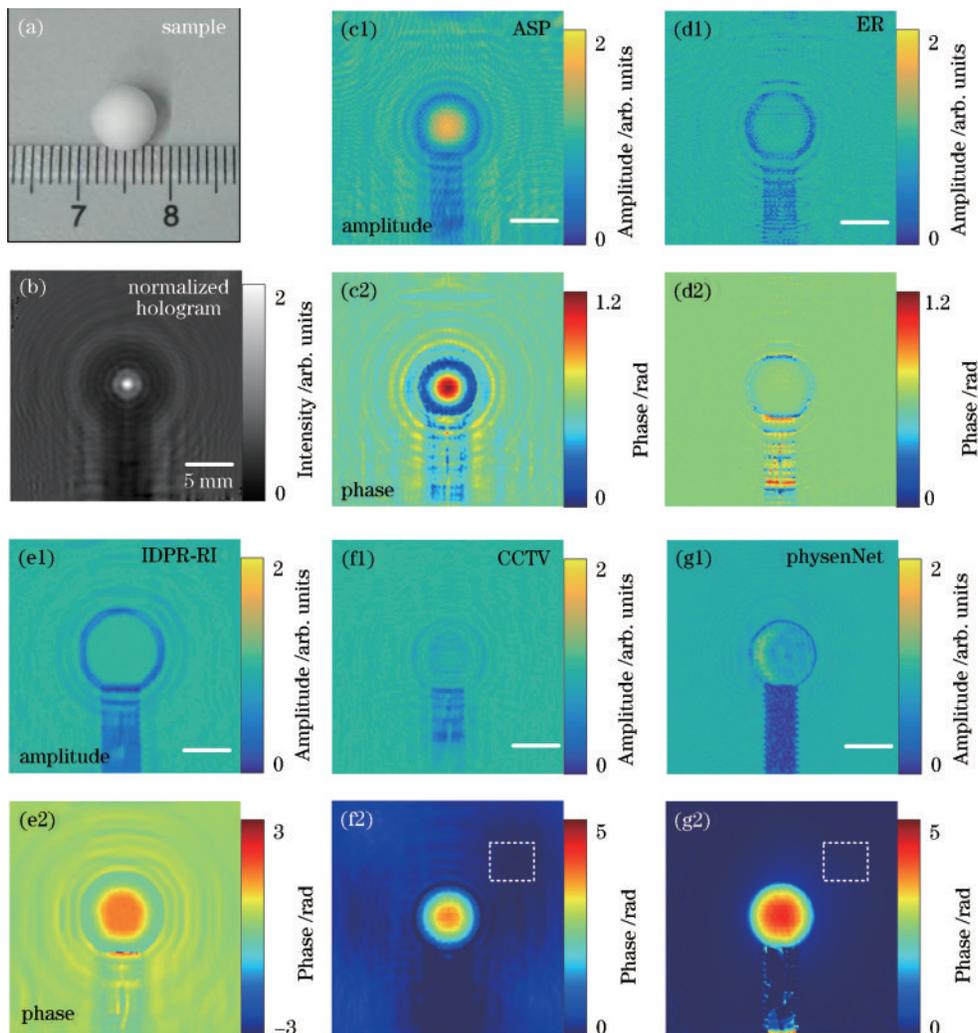


图 8 聚苯乙烯泡沫球的再现结果对比。(a)样品光学图像;(b)归一化全息图;(c1)~(g1)和(c2)~(g2) ASP、ER、IDPR-RI、CCTV 和 PhysenNet 方法再现的振幅和相位分布

Fig. 8 Comparison of the reconstructed results of a PS foam sphere. (a) The optical photo of the sample; (b) the normalized hologram; (c1)–(g1) and (c2)–(g2) the amplitude and phase distributions by the ASP, the ER, the IDPR-RI, the CCTV, and the PhysenNet method, respectively

图 8(c2)~(g2)分别为 ASP、ER、IDPR-RI、CCTV 和 PhysenNet 方法再现的振幅和相位分布。可以看出, ER 和 IDPR-RI 方法都无法有效再现出样品的振幅和相位分布。这是因为以上两种方法都采用了在物平面上的正吸收约束和在记录面上的振幅更新替换的迭代策略,对于厚度较大的样品,它们在物平面上的正吸收约束将会失效,从而造成这两种方法重建失败。而 CCTV 和 PhysenNet 方法都是基于梯度下降的优化方法,其中,CCTV 方法通过一个误差项来定量地衡量当前估计结果与实际测量数据之间的误差,并据此来修正当前的估计值,使其更加接近于真实分布。PhysenNet 方法利用误差项来更新神经网络的参数,从而达到更新当前估计的目的,具有更好的性能。因此当物平面上的正吸收约束失效时,这两种方法并不会受到影响,仍可以恢复出样品的振幅和相位分布。相比于 CCTV 方法,PhysenNet 方法再现的复振幅分布具有更高的质量和保真度,其再现振幅中的支撑杆的螺纹都清晰可辨。为了验证基于物理增强的神经网络方法再现的相位分布的准确性,分别计算了图 8(f2)、(g2)中白色虚线框区域的标准差。其中,CCTV 方法再现的相位分布的标准差为 0.1158, PhysenNet 方法再现的相位分布的标准差为 0.0361,这表明 PhysenNet 方法再现的相位分布的背景区域更加均匀,且更符合实际情况。

对于相位复原算法,成像质量是一个至关重要的评价指标,但在某些应用中算法的耗时也是较为重要的因素,下面对不同算法的耗时进行讨论。由于不同算法的性能存在着较大的差异,此处将不同相位复原算法的停止条件都设置为:在迭代过程中,相邻两次再现结果的振幅之间的均方误差小于  $10^{-5}$ 。通过多次测试,不同相位复原算法的耗时如表 1 所示。从表中可以看出,PhysenNet 方法的耗时是最多的,尤其是在没有 GPU 加速计算的情况下。在利用 GPU 加速的情况下,PhysenNet 方法的耗时约为 8 min,虽然耗时已经减少很多,但是仍然较长。这正是基于神经网络的计算成像方法需要进一步解决的问题。对于神经网络训练较为耗时的问题,可以通过压缩神经网络的手段来进行加速训练,例如对神经网络进行近似、量化或裁剪等。

表 1 不同相位复原算法的耗时对比

Table 1 Comparison of time consumption of different phase retrieval algorithms

Algorithm	Platform	Iterations	Time
ER	CPU	200	~6 s
IDPR-RI	CPU	50	~42 s
CCTV	CPU	500	~68 s
PhysenNet	CPU	10000	~430 min
PhysenNet	CPU+GPU	10000	~8 min

## 5 结 论

对于太赫兹波同轴数字全息成像,提出一种基于物理增强神经网络的迭代相位复原方法,该方法能够有效克服同轴数字全息中的孪生像问题。在 PhysenNet 方法中,将同轴数字全息成像过程的完整物理模型与未训练的神经网络(U-Net)相结合,避免了神经网络的预训练过程和大量标记数据的准备,使其能够从记录的单幅同轴数字全息图中有效且高保真地再现出样品的复振幅分布。在西门子星样品、蝉翅以及聚苯乙烯泡沫球样品上的实验结果证明了该方法的有效性。并且相比于其他相位复原算法,PhysenNet 方法的再现准确性和质量方面具有更优越的性能。尽管我们只在太赫兹波同轴数字全息中验证了 PhysenNet 方法,但该方法原则上也适用于其他的太赫兹波相衬成像方法。值得指出的是,本研究完成了厚度较大的单个聚苯乙烯泡沫球样品实验验证,这相当于得到了一个投影方向的散射场复振幅数据,后续可通过旋转样品采集多个角度投影方向的散射场复振幅数据,据此可以进行厚样品内部三维折射率结构的太赫兹衍射层析成像研究。

## 参 考 文 献

- [1] Zhang Y Y, Wang C T, Huai B X, et al. Continuous-wave THz imaging for biomedical samples[J]. Applied Sciences, 2020, 11(1): 71.
- [2] Saha A. Terahertz solid-state physics and devices[M]. Cham: Springer, 2020.
- [3] Fosodeder P, Hubmer S, Ploier A, et al. Phase-contrast THz-CT for non-destructive testing[J]. Optics Express, 2021, 29(10): 15711-15723.
- [4] Zhai M, Locquet A, Roquelet C, et al. Thickness characterization of multi-layer coated steel by terahertz time-of-flight tomography[J]. NDT & E International, 2020, 116: 102358.
- [5] Fischer B M, Hoffmann M, Helm H, et al. Terahertz time-domain spectroscopy and imaging of artificial RNA [J]. Optics Express, 2005, 13(14): 5205-5215.
- [6] 冯龙呈, 杜琛, 杨圣新, 等. 太赫兹实时近场光谱成像研究[J]. 物理学报, 2022, 71(16): 164201. Feng L C, Du C, Yang S X, et al. Research on terahertz real-time near-field spectral imaging[J]. Acta Physica Sinica, 2022, 71(16): 164201.
- [7] Valzania L, Feurer T, Zolliker P, et al. Terahertz ptychography[J]. Optics Letters, 2018, 43(3): 543-546.
- [8] Heimbeck M S, Everitt H O. Terahertz digital holographic imaging[J]. Advances in Optics and Photonics, 2020, 12(1): 1-59.
- [9] Li Q, Li Y D. Continuous-wave 2.52 terahertz Gabor inline compressive holographic tomography[J]. Applied Physics B, 2014, 117(2): 585-596.
- [10] Li Z Y, Yan Q A, Qin Y, et al. Sparsity-based continuous wave terahertz lens-free on-chip holography

- with sub-wavelength resolution[J]. *Optics Express*, 2019, 27(2): 702-713.
- [11] Li Z Y, Zou R J, Kong W P, et al. Terahertz synthetic aperture in-line holography with intensity correction and sparsity autofocusing reconstruction[J]. *Photonics Research*, 2019, 7(12): 1391-1399.
- [12] Jin X Y, Zhao J, Wang D Y, et al. Iterative denoising phase retrieval method for twin-image elimination in continuous-wave terahertz in-line digital holography[J]. *Optics and Lasers in Engineering*, 2022, 152: 106986.
- [13] Zuo C, Qian J M, Feng S J, et al. Deep learning in optical metrology: a review[J]. *Light: Science & Applications*, 2022, 11: 39.
- [14] 孟章, 丁浩, 聂守平, 等. 深度学习在数字全息显微成像中的应用[J]. *激光与光电子学进展*, 2021, 58(18): 1811006.
- Meng Z, Ding H, Nie S P, et al. Application of deep learning in digital holographic microscopy[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2021, 58(18): 1811006.
- [15] Rivenson Y, Zhang Y B, Günaydin H, et al. Phase recovery and holographic image reconstruction using deep learning in neural networks[J]. *Light: Science & Applications*, 2018, 7(2): 17141.
- [16] Sinha A, Lee J, Li S, et al. Lensless computational imaging through deep learning[J]. *Optica*, 2017, 4(9): 1117-1125.
- [17] Wang H, Lyu M, Situ G H. eHoloNet: a learning-based end-to-end approach for in-line digital holographic reconstruction[J]. *Optics Express*, 2018, 26(18): 22603-22614.
- [18] Wang F, Bian Y M, Wang H C, et al. Phase imaging with an untrained neural network[J]. *Light: Science & Applications*, 2020, 9: 77.
- [19] Bai C, Peng T, Min J W, et al. Dual-wavelength in-line digital holography with untrained deep neural networks[J]. *Photonics Research*, 2021, 9(12): 2501-2510.
- [20] Li Y D, Hu W D, Zhang X, et al. Adaptive terahertz image super-resolution with adjustable convolutional neural network[J]. *Optics Express*, 2020, 28(15): 22200-22217.
- [21] Lei T, Tobin B, Liu Z H, et al. A terahertz time-domain super-resolution imaging method using a local-pixel graph neural network for biological products[J]. *Analytica Chimica Acta*, 2021, 1181: 338898.
- [22] Wang Y, Qi F, Wang J K. Terahertz image super-resolution based on a complex convolutional neural network[J]. *Optics Letters*, 2021, 46(13): 3123-3126.
- [23] 成珂阳, 李琦. 深度学习用于连续太赫兹同轴数字全息重建[J]. *中国激光*, 2023, 50(19): 1914001.
- Cheng K Y, Li Q. Deep learning for reconstruction of continuous terahertz in-line digital holography[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2023, 50(19): 1914001.
- [24] Hack E, Valzania L, Gäumann G, et al. Comparison of thermal detector arrays for off-axis THz holography and real-time THz imaging[J]. *Sensors*, 2016, 16(2): 221.
- [25] Ronneberger O, Fischer P, Brox T. U-net: convolutional networks for biomedical image segmentation[M]//Navab N, Hornegger J, Wells W M, et al. Medical image computing and computer-assisted intervention-MICCAI 2015. Lecture notes in computer science. Cham: Springer, 2015, 9351: 234-241.
- [26] Goodman J W. Introduction to Fourier optics[M]. 3rd ed. Colorado: Roberts & Company Englewood, 2005.
- [27] Kingma D, Ba J. Adam: a method for stochastic optimization[EB/OL]. (2014-12-22) [2023-05-10]. <https://arxiv.org/abs/1412.6980>.
- [28] Lатышевская Т, Финк Н В. Solution to the twin image problem in holography[J]. *Physical Review Letters*, 2007, 98(23): 233901.
- [29] Gao Y H, Cao L C. Iterative projection meets sparsity regularization: towards practical single-shot quantitative phase imaging with in-line holography[J]. *Light: Advanced Manufacturing*, 2023, 4(1): 6.
- [30] Channappayya S S, Bovik A C, Caramanis C, et al. Design of linear equalizers optimized for the structural similarity index[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2008, 17(6): 857-872.
- [31] Mittal A, Soundararajan R, Bovik A C. Making a “completely blind” image quality analyzer[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2013, 20(3): 209-212.
- [32] Lатышевская Т, Финк Н В. Reconstruction of purely absorbing, absorbing and phase-shifting, and strong phase-shifting objects from their single-shot in-line holograms[J]. *Applied Optics*, 2015, 54(13): 3925-3932.