

深度学习用于连续太赫兹同轴数字全息重建

成珂阳*, 李琦

哈尔滨工业大学可调谐激光技术国家级重点实验室, 黑龙江 哈尔滨 150080

摘要 由于太赫兹面阵探测器像元数少,且目标像素数较少,全息图的衍射效应明显,因此其重建较可见光全息图重建困难。研究两种将深度学习用于二维连续太赫兹同轴数字全息振幅重建的方法,并与传统的角谱法(ASM)和带切趾的振幅约束相位恢复算法(APRA)进行对比。第一种是端到端的U-net网络重建方法(H-UnetM),即网络输入图像为全息图;第二种是角谱法加U-net网络重建方法(AS-UnetM)。仿真研究表明,对于记录距离15~20 mm、分辨率0.3~0.5 mm目标的2.52 THz全息图,AS-UnetM重建优于APRA,而H-UnetM仅优于ASM但不如APRA。最后通过真实实验加以验证,结果表明H-UnetM能够重建目标,但部分背景噪声也被突出,而采用AS-UnetM在目标附近的重建效果最佳。

关键词 全息; 太赫兹成像; 同轴数字全息; 振幅重建; 深度学习
中图分类号 [TN26] **文献标志码** A

DOI: 10.3788/CJL221172

1 引言

太赫兹成像以其较低的光子能量和对非金属以及非极性物质的较高的穿透能力,在无损伤探测等方面已有较多应用研究^[1-2]。数字全息可以消除衍射的影响且分辨率较高,因此太赫兹数字全息成像的研究受到越来越多的重视^[3]。同轴数字全息可充分利用探测器的空间带宽积,但其再现过程中的共轭像会严重削弱再现像的质量^[4],因此二维太赫兹同轴数字全息重建研究主要集中于去除共轭像影响^[5-6],但这些方法一般需要采集多张全息图或多次迭代,容易引入噪声干扰或陷入局部最优解。

随着深度学习的快速发展,其在成像领域被广泛应用,如用于自动聚焦、全息压缩和提高分辨率等目的^[7-10]。在可见光二维数字全息重建方面,端到端神经网络可以通过输入全息图,利用经充分训练的网络直接得到对应的重建像^[11-14]。2021年,何晨等^[15]基于U-net神经网络对大小为256 pixel×256 pixel的单帧同轴数字全息图实现强度像重建。此外,还有研究利用重建像作为神经网络输入的方法。2018年,Rivenson等^[16]将同轴全息图经反向传播重建为离焦振幅像再输入U-net网络训练,达到去除孪生像的目的。以上研究均在可见光波段,图像最小为256 pixel×256 pixel且目标较大。

连续太赫兹全息图总体上较可见光全息图的衍射效应明显,且探测器像元数较少,尤其是目标像素数更少;全息图往往与重建像的差别很大,神经网络难以直

接对全息图中的特征进行准确匹配。因此,研究连续太赫兹数字全息中如何更好地利用深度学习十分重要。目前将深度学习用于二维太赫兹同轴数字全息的工作主要是图像处理。甘芳榕^[17]利用U-net网络对2.52 THz同轴数字全息的相位恢复算法重建像进行了图像分割去噪研究,主要目的是找到目标特征。

据我们了解,目前尚未见端到端神经网络的二维连续太赫兹同轴数字全息重建研究。因此,本文研究了网络输入为全息图的端到端U-net神经网络重建方法(H-UnetM)和网络输入为角谱法(ASM)重建像的U-net神经网络重建方法(AS-UnetM)。H-UnetM可以实现一步到位的振幅重建,但网络特征准确匹配的难度较大,重建质量不高。为克服这一困难,提出了AS-UnetM方法,该方法较之前使用U-net网络对相位恢复算法重建像进行分割的方法,既节约了时间又避免了目标细节丢失。首先仿真了多个记录距离下的多种分辨率目标重建像,并与传统重建方法中的角谱法和带切趾的相位恢复算法(APRA)的结果进行了对比分析,然后通过真实实验进行了验证。

2 基本原理

2.1 角谱法及振幅约束相位恢复算法原理

数字全息的重建过程是通过计算衍射积分来实现的。由于太赫兹同轴数字全息属于近场衍射,因此选择使用角谱衍射积分^[18-19]来模拟算法中光场的传播,即角谱法。用傅里叶变换及逆变换表述的角谱衍射表达式为

收稿日期: 2022-08-24; 修回日期: 2022-09-19; 录用日期: 2022-09-28; 网络首发日期: 2022-10-08

通信作者: *c1092986874@163.com

$$U(x_2, y_2) = \mathcal{F}^{-1} \{ \mathcal{F} [U(x_1, y_1)] H_B(f_x, f_y) \}, \quad (1)$$

$$H_B(f_x, f_y) = \exp [ikz_1 \sqrt{1 - (\lambda f_x)^2 - (\lambda f_y)^2}], \quad (2)$$

式中: $H_B(f_x, f_y)$ 为正向角谱传递函数; f_x, f_y 为 x 方向和 y 方向的频域坐标; k 为波矢; z_1 为记录距离; λ 为波长。

本文使用文献[6]提出的带切趾的振幅约束相位恢复算法。该算法结合了文献[20-22]中的多种相位恢复算法, 利用目标的正吸收性和归一化全息图的幅值作为约束条件; 同时该算法为进一步消除噪声, 还对归一化全息图幅值做了扩展和 Tukey 窗函数切趾处理。

图 1 给出了该过程的计算流程图。首先得到记录面 H_1 面的全息图, 除以照明光得到对应的归一化全息图; 扩展、切趾后, 对其开平方得到记录平面光场的幅值分布 A_1 。

记录面 H_1 上光场的分布函数 U_1^1 表示为

$$U_1^1(x_1, y_1) = A_1 \exp[i\varphi_1(x_1, y_1)], \quad (3)$$

式中: φ_1 为初始时的相位给定。

光场从记录面 H_1 到物面 H_0 反向传播获得物面的光场分布 U_0^n :

$$U_0^n(x_0, y_0) = \mathcal{F}^{-1} \{ \mathcal{F} [U_1^n(x_1, y_1)] H_B^{-1}(f_x, f_y) \}, \quad (4)$$

$$H_B^{-1}(f_x, f_y) = \exp [-ikz_1 \sqrt{1 - (\lambda f_x)^2 - (\lambda f_y)^2}], \quad (5)$$

式中: $H_B^{-1}(f_x, f_y)$ 为反向角谱传递函数。

提取物光场 U_0^n 的振幅及相位后, 仅采用振幅约束条件进行限制, 即幅值超过 1 的区域, 幅值设为 1, 其余保持不变。

调制后的物光场 U_0^n 从物面 H_0 传递回记录面 H_1 , 利用角谱法得到 U_1^{n+1} :

$$U_1^{n+1}(x_1, y_1) = \mathcal{F}^{-1} \{ \mathcal{F} [U_0^n(x_0, y_0)] H_B(f_x, f_y) \}, \quad (6)$$

$$H_B(f_x, f_y) = \exp [ikz_1 \sqrt{1 - (\lambda f_x)^2 - (\lambda f_y)^2}]. \quad (7)$$

提取光场 U_1^{n+1} 的相位并乘上 H_1 面光场的振幅分布 A_1 , 得到 H_1 面上新的光场分布函数 U_1^{n+1} , 再由此计算反向传播到物面 H_0 上的光场分布 U_0^{n+1} 。如此循环, 直至达到迭代条件, 新的物光场即为重建波前, 提取振幅获得重建像的振幅分布。

Tukey 窗函数切趾处理可以使重建结果更加平滑, 其表达式为^[23]

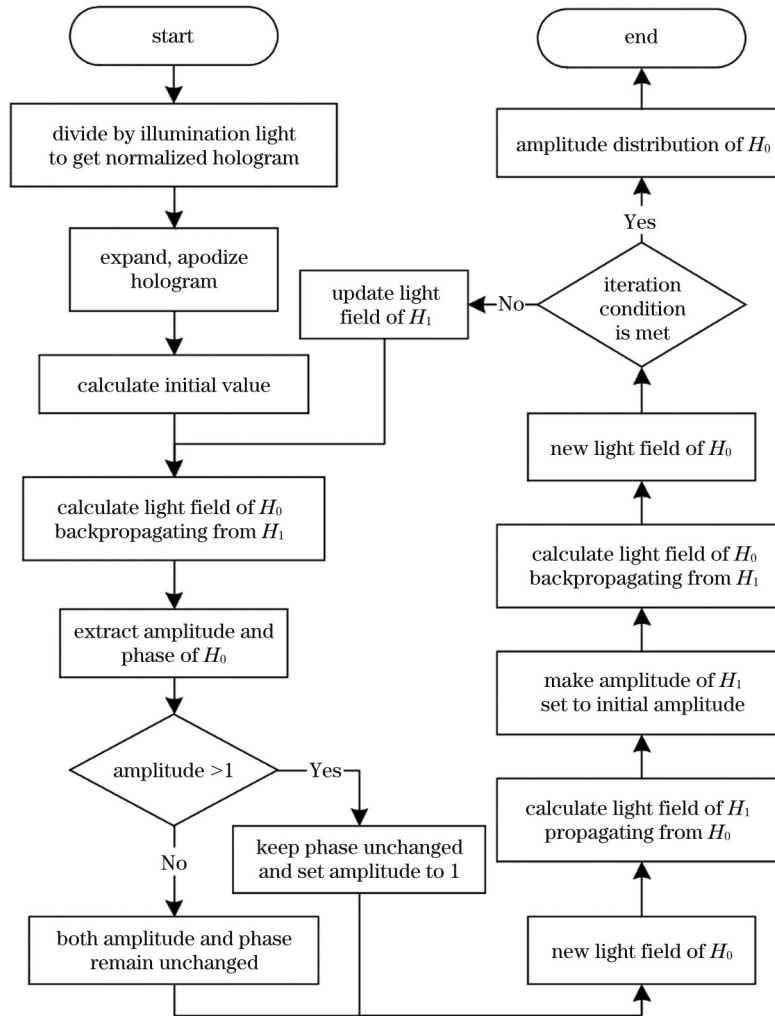


图 1 APRA 算法流程图

Fig. 1 Algorithm flow chart of APRA

$$w(m, n) = \begin{cases} 1 & 0 \leq |m| \leq r \frac{M}{2}, 0 \leq |n| \leq r \frac{N}{2} \\ 0.5 \{ 1 + \cos [\pi(m - r \frac{M}{2}) / [2(1 - r) \frac{M}{2}]] \} & r \frac{M}{2} \leq |m| \leq \frac{M}{2}, 0 \leq |n| \leq r \frac{N}{2} \\ 0.5 \{ 1 + \cos [\pi(n - r \frac{N}{2}) / [2(1 - r) \frac{N}{2}]] \} & 0 \leq |m| \leq r \frac{M}{2}, r \frac{N}{2} \leq |n| \leq \frac{N}{2} \\ 0.25 \{ 1 + \cos [\pi(m - r \frac{M}{2}) / [2(1 - r) \frac{M}{2}]] \} \times \\ \{ 1 + \cos [\pi(n - r \frac{N}{2}) / [2(1 - r) \frac{N}{2}]] \} & r \frac{M}{2} \leq |m| \leq \frac{M}{2}, r \frac{N}{2} \leq |n| \leq \frac{N}{2} \end{cases} \quad (8)$$

2.2 H-UnetM 和 AS-UnetM 算法实现

本文采用经典 U-net 网络。由于太赫兹全息目标小, 图像目标特征少, 因此删除了原始网络中的 Dropout 层, 而在卷积后加入批量归一化 (BN) 层以防

止网络过拟合现象的发生, 再进入 ReLU 激活函数层。

图 2(a) 给出了具体的 U-net 网络结构。网络输入尺寸为 128 pixel × 128 pixel 的灰度图像, 经过四次下

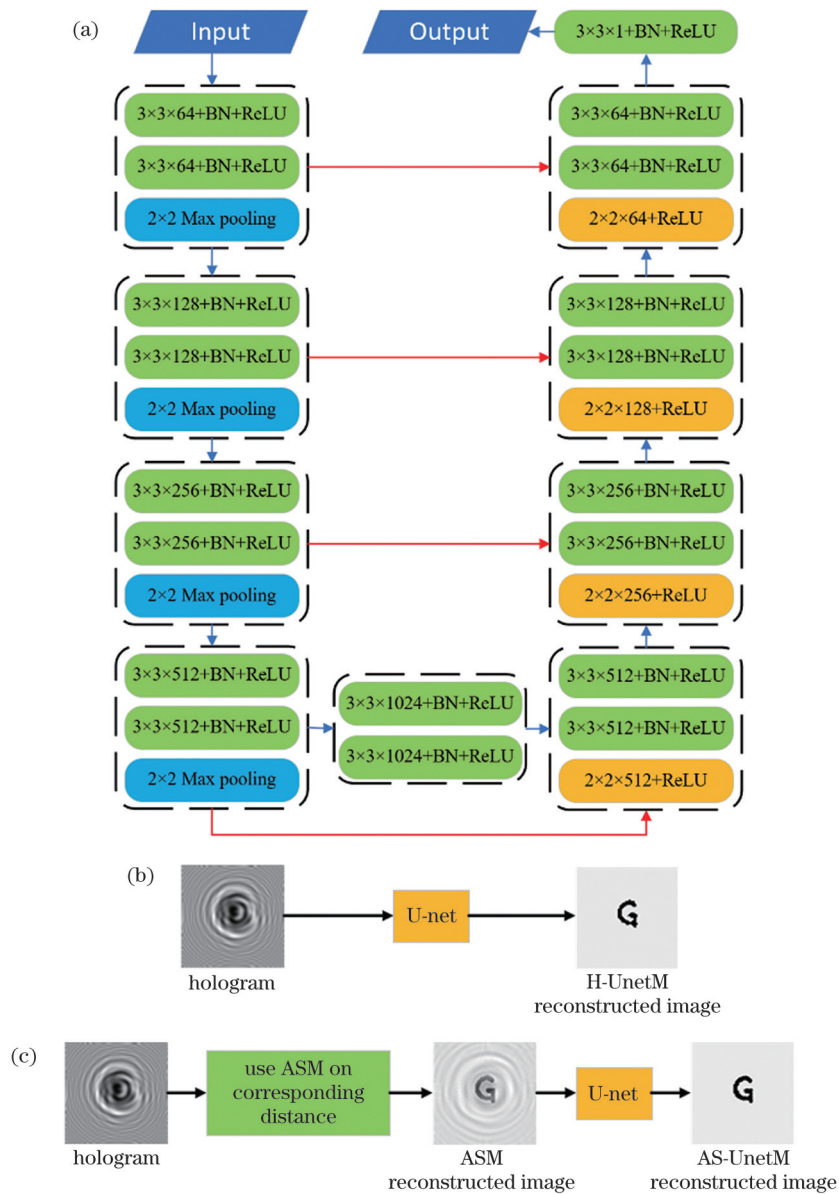


图 2 网络结构及算法框图。(a) U-net 网络结构; (b) H-UnetM 框图; (c) AS-UnetM 框图

Fig. 2 Network structure and algorithm block diagram. (a) U-net network structure; (b) H-UnetM block diagram; (c) AS-UnetM block diagram

采样操作实现特征提取,每层结构相同,特征通道数量逐级递增。下采样结束后,图片尺寸变为原来的1/16,特征图数量为512。中间通过两个 $3 \times 3 \times 1024$ 的卷积层实现连接。上采样通过 2×2 的转置卷积层实现,转置卷积后再进入两个相同通道数的卷积层,实现特征的不断提取。最终通过 $3 \times 3 \times 1$ 的卷积层实现特征图数量由64到1的过渡,输出图像尺度为 $128 \text{ pixel} \times 128 \text{ pixel}$ 。上下采样路径在通道维度上连接在一起,相连接的两层特征图数量相同。

图2(b)给出了端对端U-net网络重建方法H-UnetM的框图,输入全息图,经U-net输出H-UnetM重建像。图2(c)给出了角谱法加U-net网络重建方法AS-UnetM的框图,输入全息图,在对应距离使用ASM获得重建像,再经U-net输出AS-UnetM重建像。两种方法采用的U-net网络结构和参数相同。

2.3 客观评价指标

本文采用峰值信噪比(PSNR)为客观评价指标评估图像的重建效果。峰值信噪比 R_{PSNR} 定义为

$$R_{\text{PSNR}} = 10 \lg \frac{G_{\text{max}}^2}{E_{\text{MS}}}, \quad (9)$$

式中: $E_{\text{MS}} = \frac{\sum_i [X_r(i) - X(i)]^2}{\sum_i X(i)^2}$ 为两幅图像间的均方

误差, X_r 为重建图像像素点的幅值, X 为标签图像像素点的幅值; G_{max} 为图像像素点的最大灰度值。

3 神经网络训练及仿真图像研究

3.1 网络训练说明

本文的实验环境系统为Ubuntu 19.10,电脑配置为Intel Core i7-8700@3.20 GHz CPU、GeForce GTX 1080Ti GPU(11 GB 显存),16 GB 内存。

仿真采用的标签图像均来自MNIST数据集,大小为 $128 \text{ pixel} \times 128 \text{ pixel}$;图像中手写体数字目标横向分辨率为 $0.2 \sim 0.8 \text{ mm}$,数字图像大小在 $3 \text{ pixel} \times 20 \text{ pixel}$ 到 $30 \text{ pixel} \times 36 \text{ pixel}$ 之间。后续研究中分别使用标签图像在对应位置的全息图和角谱法重建像作为网络输入。本文标签图像共1100张图像。记录距离 z_1 在 $15 \sim 20 \text{ mm}$ 内以 0.5 mm 的间隔取值,共11个值,获取对应的全息图和ASM重建像各12100张作为网络输入,将其按10:1的比例分为训练集和验证集进行训练。

图3给出了部分标签图像及网络输入图像。图3(a)为标签图像;图3(b)为标签图像在 15 mm 处对应全息图,即H-UnetM的网络输入图像;图3(c)为 15 mm 处对应角谱法重建像,即AS-UnetM的网络输入图像。

3.2 2.52 THz 同轴数字全息振幅重建仿真

该部分测试目标为“Artifakt Element”字体的

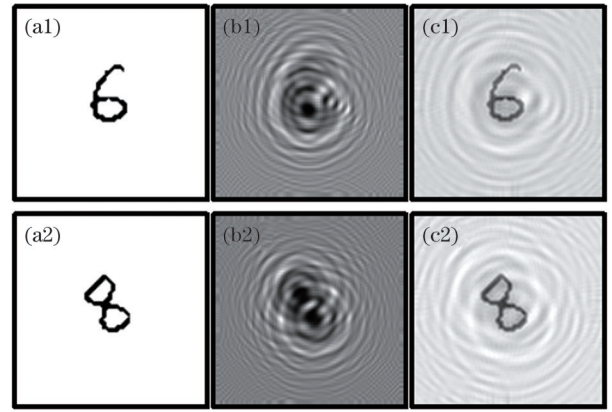


图3 部分标签图像及网络输入图像。(a)标签图像;(b)H-UnetM的网络输入图像;(c)AS-UnetM的网络输入图像

Fig. 3 Part of label images and input images. (a) Label images; (b) input images of H-UnetM; (c) input images of AS-UnetM

“A”、“S”以及手动制作的“G”,场景大小为 $128 \text{ pixel} \times 128 \text{ pixel}$,设计了三种仿真目标,横向分辨率分别为 0.4 、 0.3 、 0.5 mm ,大小分别在 $32 \text{ pixel} \times 36 \text{ pixel}$ 、 $22 \text{ pixel} \times 25 \text{ pixel}$ 和 $23 \text{ pixel} \times 33 \text{ pixel}$ 范围内。

图4给出了在记录距离 z_1 为 19 mm 时不同方法的重建结果,图像均做归一化处理。图4(a)为测试场景的标签图像。图4(b)为对应的全息图,可以看到从全息图中无法分辨目标。图4(c)为对应的角谱法重建像,重建图像中目标可以分辨,但目标周围存在明显的条纹干扰,尤其在小目标[如图4(c3)]附近干扰更为明显。图4(d)为对应的相位恢复算法重建像,迭代次数设置为40次,可以看出目标的幅值相比角谱法重建像更小,更接近标签图像,目标与背景区分更加明显,背景的条纹噪声也大幅减少。图4(e)为H-UnetM重建像。由图4(e)可以看出,在目标面积较大、分辨率较低时,H-UnetM获得的重建像目标较清晰,背景分布均匀且几乎不存在噪声;但目标形态相较于标签图像出现差异,目标锐利不平滑;提高目标分辨率后,该现象更加明显,甚至在目标上出现白色断点,重建质量变差。这主要是因为小目标的全息图与标签图像相似性减弱,网络难以匹配图像特征,使得其无法较好地预测重建结果。图4(f)给出了AS-UnetM的重建结果。从图4(f)可以看出重建像质量大幅提高,目标像素的位置重建准确,接近标签图像;对弧线形状的重建质量相较于H-UnetM改善较大;同时背景仍然保持均匀无噪声。从重建像PSNR比较来看,AS-UnetM相较于角谱法至少提高了 7.98 dB ;相较于H-UnetM至少提高了 1.98 dB 。除 0.3 mm 分辨率“A”目标外,AS-UnetM相较于相位恢复算法的重建像PSNR数值均有提升,整体结果优于相位恢复算法,尤其在较低分辨率 0.5 mm 分辨率“G”目标的情况下提升了 4.34 dB ; 0.3 mm 分辨率“A”目标重建像PSNR数值略低于相位恢复算法,主

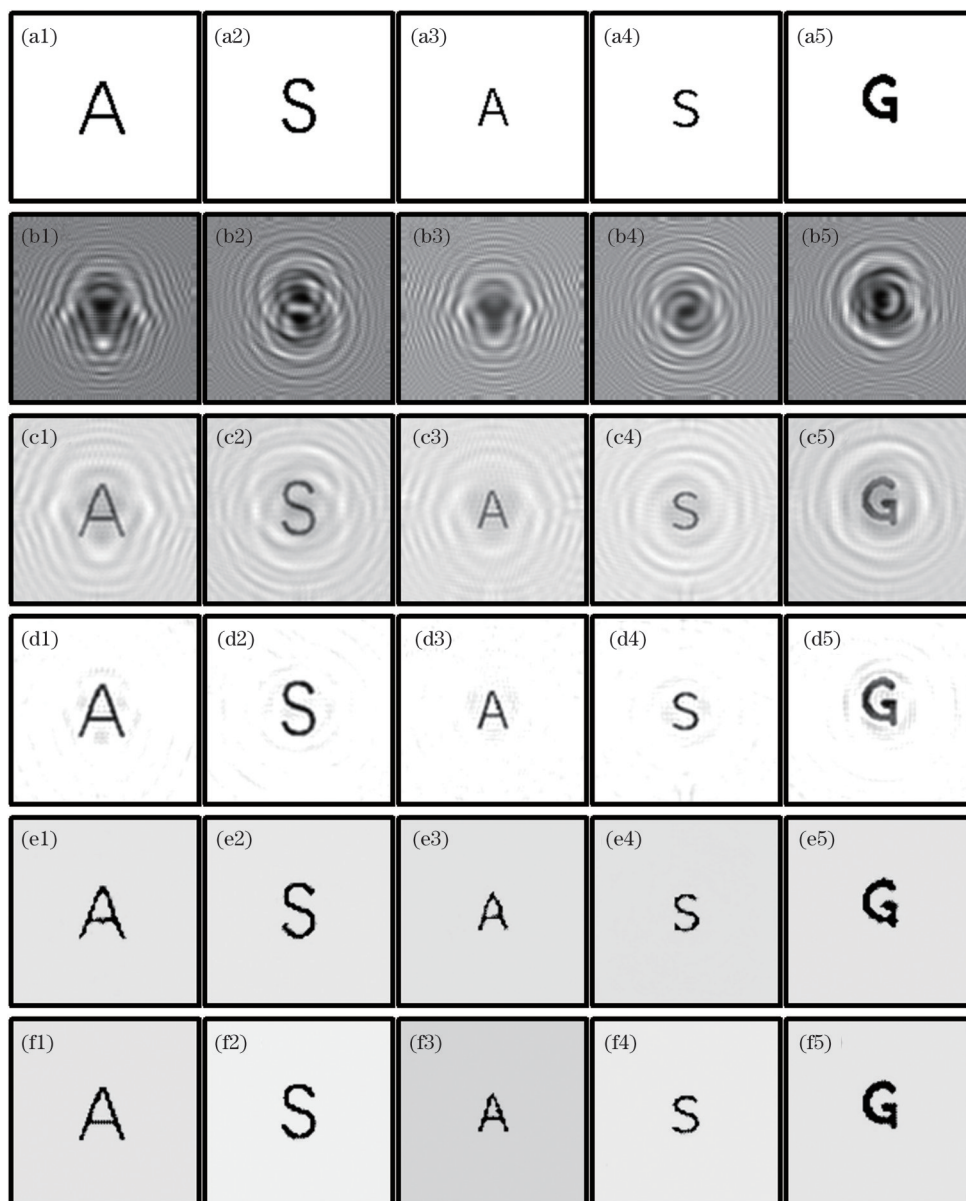


图4 标签图像、19 mm 处的全息图及重建像。从左至右各列分别对应 0.4 mm 分辨率 A、0.4 mm 分辨率 S、0.3 mm 分辨率 A、0.3 mm 分辨率 S、0.5 mm 分辨率 G。(a) 标签图像；(b) 全息图；(c) ASM 重建像；(d) APRA 重建像；(e) H-UnetM 重建像；(f) AS-UnetM 重建像

Fig. 4 Label images, holograms at 19 mm and reconstructed images for character A with 0.4 mm resolution, S with 0.4 mm resolution, A with 0.3 mm resolution, S with 0.3 mm resolution, and G with 0.5 mm resolution from left to right. (a) Label images; (b) holograms; (c) reconstructed images of ASM; (d) reconstructed images of APRA; (e) reconstructed images of H-UnetM; (f) reconstructed images of AS-UnetM

要是 V 形尖端区域重建较差,如果仅利用标签图像中 0 值区域计算 PSNR 数值,则可得 AS-UnetM 较相位恢复算法结果提高 3.2 dB,说明前者在目标像素的幅值恢复上具有一定优势,因此其在多数情况下可以提高重建效果。

表 1 给出了 4 种方法重建像[图 4(c)~图 4(f)]的 PSNR 数值。从数值上看,H-UnetM 重建像得益于背景分布均匀,其 PSNR 数值均高于角谱法重建像,至少提高了 5.58 dB。但除字母“G”外,PSNR 数值均小于相位恢复算法重建像;这主要是因为较高分辨

率目标像素较少,像素重建位置和幅值不准确会严重影响其信噪比,从而相位恢复算法明显优于 H-UnetM;但降低目标分辨率后,该影响会被弱化,如此时 0.5 mm 分辨率“G”的情况,H-UnetM 重建像计算得到的 PSNR 数值高于相位恢复算法。另外,对于同一字母目标,提高目标分辨率后,由于图像中有效像素数减少,PSNR 数值会升高,其中 H-UnetM 重建结果的 PSNR 提升幅度远小于传统算法,这也与 H-UnetM 对较高分辨率目标重建质量不高的结论相吻合。

表 1 $z_1=19$ mm 时不同方法重建像的 PSNR

Table 1 PSNR values of reconstructed images with different methods when $z_1=19$ mm unit: dB

Methods	0.4 mm		0.3 mm		0.5 mm
	A	S	A	S	G
ASM	65.03	64.61	67.05	67.77	63.73
APRA	73.38	74.18	75.37	75.75	71.60
H-UnetM	71.58	73.02	72.63	74.25	72.83
AS-UnetM	74.06	74.98	75.03	76.80	75.95

综上,将角谱法重建像作为神经网络输入的方法可以有效改善太赫兹同轴数字全息的重建质量。

为了验证神经网络在多个记录距离的适应性,还仿真研究了记录距离 z_1 为 20 mm 时不同方法获得的不同目标的重建像,结果如图 5 所示。表 2 给出对应重建

像的 PSNR 数值。

从图 5(a)~图 5(c)与图 4 中相应结果对比可以看出,改变记录距离后,仅有全息图部分幅值略微变化,两种传统方法的重建结果难以通过主观看出差别。其 PSNR 数值的变化也不明显,但大小规律与 $z_1=19$ mm 时相同。

对比图 5(d)和图 4(e),从字母“A”的斜边可以看出,由于全息图相较于角谱法重建像对记录距离的变化更加敏感,两种距离下 H-UnetM 的重建像也存在差异;同时图 5(d)中目标仍然存在白色断点,质量较低。对比图 5(e)和图 4(f)可见,AS-UnetM 的重建像质量依旧较高,两种距离下重建像差异不大;对应图像的 PSNR 值变化不大,说明 AS-UnetM 在多个距离的太赫兹同轴数字全息重建中适应性较好。

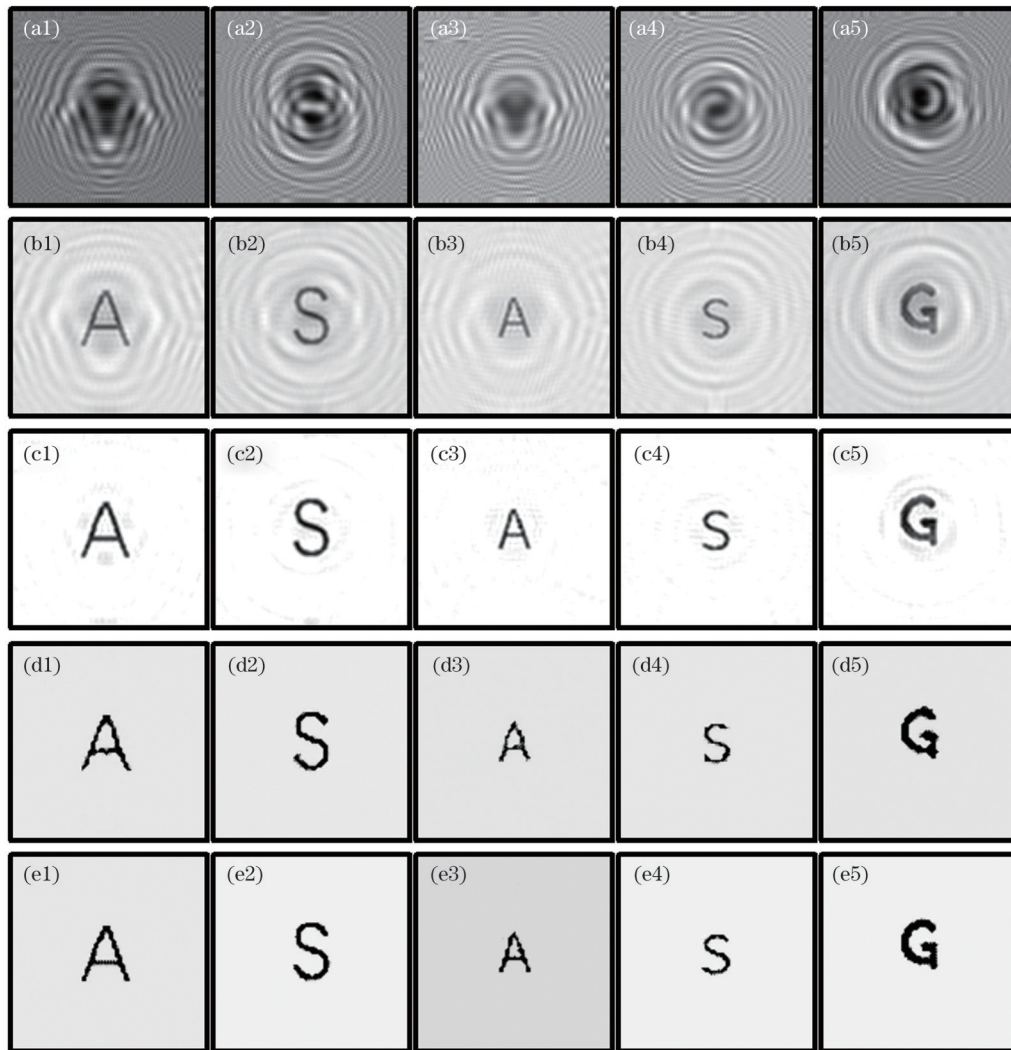


图 5 相同测试目标在 20 mm 处的全息图及重建像。(a)全息图;(b)ASM 重建像;(c)APRA 重建像;(d)H-UnetM 重建像;(e)AS-UnetM 重建像

Fig. 5 Holograms at 20 mm and reconstructed images for targets same with Fig. 4. (a) Holograms at 20 mm; (b) reconstructed images of ASM; (c) reconstructed images of APRA; (d) reconstructed images of H-UnetM; (e) reconstructed images of AS-UnetM

表 2 $z_1=20$ mm 时不同方法重建像的 PSNR

Methods	0.4 mm		0.3 mm		0.5 mm
	A	S	A	S	G
ASM	65.38	64.63	67.00	66.62	63.60
APRA	73.38	73.75	75.40	75.85	72.10
H-UnetM	71.56	72.84	72.42	73.83	72.46
AS-UnetM	74.72	75.27	75.04	76.39	76.08

4 实验研究

为了更好地说明深度学习用于太赫兹数字全息重建的实用性,进行了真实 2.52 THz 全息图振幅重建,探测器像元数为 $124 \text{ pixel} \times 124 \text{ pixel}$ 。所用真实全息图场景是覆于聚四氟乙烯板上的铜金属材料目标“G”,目标横向分辨率约为 0.5 mm。图 6 给出太赫兹照明光强度分布,可以看出照明光强度分布不均匀,边缘偏暗,角落处的黑点是探测器坏点。与之对比,图 4(a5)为手动制作的记录距离为 20 mm 重建的标准图像,19 mm 处标准图像目标相较前者向左偏移 2 pixel。

将目标分别置于距探测器 19 mm 和 20 mm 处,获取 40 frame 平均的全息图。分别利用角谱法、相位恢复算法、H-UnetM 以及 AS-UnetM 4 种方法进行重建,其中相位恢复算法迭代次数为 6 次。结果如图 7 所示。表 3 给出对应的 PSNR 数值。

从图 7(a1)和图 7(b1)可以看出,真实情况下的全息图条纹分布更加复杂,并且背景中出现了幅值较小的区域,这是实验目标的聚四氟乙烯板不平整、透过率分布不均匀以及照明光不均匀等造成的。图 7(a2)和

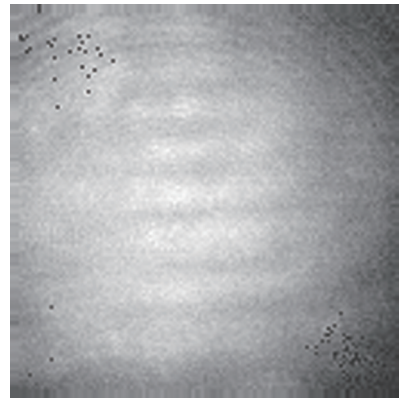


图 6 真实照明光强度分布

Fig. 6 Real illumination intensity distribution

图 7(b2)为对应位置的角谱法重建像,目标明显清晰,噪声水平大幅下降,但条纹干扰仍然明显。图 7(a3)和图 7(b3)为对应位置相位恢复算法得到的重建像。可以看出,目标大部分幅值减小,与背景的区别进一步增强;图像背景中条纹干扰也被少量地消除;但小部分目标本身像素的幅值也增大了,这是由于相位恢复算法在迭代过程中容易过度迭代而陷入局部最优导致的。图 7(a4)和图 7(b4)为 H-UnetM 重建像。可以看出,由于全息图更加复杂,端到端神经网络正确匹配特征的能力大幅下降;重建像中目标形态与标准图像差异相较仿真情况更加明显,尤其在“G”的中心横线区域重建效果很差。图 7(a5)和图 7(b5)为 AS-UnetM 重建像。可以看到,目标形态重建较好,图像背景存在因输入的角谱法重建像幅值分布不均匀产生的大片等于和接近零值的区域,但目标附近的背景均匀,同时图像中的噪声相较于传统方法重建像的噪声后续处理更容易。因此该方法具有一定的实用性。

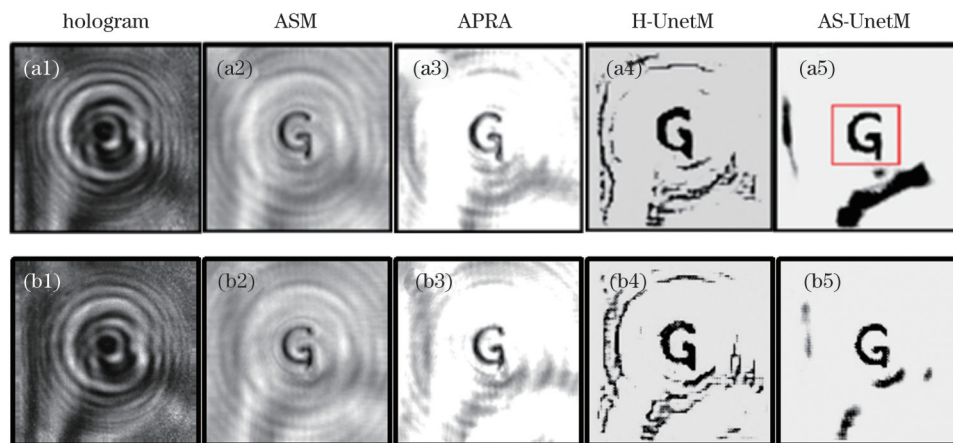


图 7 全息图及各方法的重建像。(a)记录距离为 19 mm;(b)记录距离为 20 mm

Fig. 7 Holograms and reconstructed images by different methods. (a) Recording distance is 19 mm; (b) recording distance is 20 mm

PSNR 数值与仿真结果的规律基本相同;但 AS-UnetM 重建结果相较于相位恢复算法提升幅度较小,甚至小于后者;在 19 mm 处的重建像中目标下方的零值区域导致计算整幅图像 PSNR 时受到很大影响。如果

采用图 7(a5)中红框示意的目标周围 $45 \text{ pixel} \times 40 \text{ pixel}$ 区域计算 PSNR 数值,则可得到 AS-UnetM 与相位恢复算法结果分别为 69.39 dB 和 68.15 dB,证明在目标附近的重建中,AS-UnetM 重建效果更具优势。此外,

在 20 mm 处,利用全幅图像计算的 PSNR 值,AS-UnetM 相较于角谱法和相位恢复算法分别提高了 5.5 dB 和 0.1 dB;如果选择目标周围 45 pixel×40 pixel 区域计算 PSNR 数值,其位置为图 7(b5)中红框向右平移 2 pixel,则可得到 AS-UnetM 与相位恢复算法的结果分别为 67.21 dB 和 66.37 dB,前者高 0.8 dB。这进一步说明了 AS-UnetM 对目标附近区域的重建更具优势。

表 3 40 frame 平均全息图在不同记录距离获得重建像的 PSNR

Table 3 PSNRs of reconstructed images obtained from average holograms of 40 frame at different recording distances

Recording distance /mm	PSNR/dB			
	ASM	APRA	H-UnetM	AS-UnetM
19	57.85	63.54	60.05	59.29
20	58.48	63.93	59.60	64.02

在研究过程中发现,利用神经网络进行数字全息重建的过程对于噪声有一定的抑制效果,可以改善全息图采集过程中多帧叠加时,目标抖动、激光功率不均匀等问题带来的噪声;同时,更少的叠加帧数可以缩短探测器采集时间,提高效率。图 8 给出了记录距离为 20 mm 时,不同方法通过单帧全息图和 4 frame

平均全息图获得的重建效果。从图 8(a1)可以看出,在只有单帧全息图的情况下,全息图的噪声水平相较 40 frame 平均的结果明显升高,条纹部分也不平滑。图 8(a2)和图 8(a3)分别为对应位置的角谱法重建像和相位恢复算法的重建像,可以看出噪声水平提高,目标变得模糊,同时相位恢复算法在该情况下仍然存在过度迭代的现象。从图 8(a4)和图 8(a5)可以看出,输入图像幅值分布不均匀对重建影响较大,尤其是对 AS-UnetM 来说,单帧全息图情况相较 40 frame 平均全息图情况的重建像噪声水平大幅提高,目标附近和内部也出现了零值点,PSNR 值相较 40 frame 平均全息图的情况下降了 4.3 dB,重建像质量很差。

从图 8(b1)~图 8(b3)可以看出,在 4 frame 平均全息图的情况下,全息图以及角谱法和相位恢复算法重建像的目标变得清晰,背景幅值分布变得均匀。此时利用 Unet 和 AS-UnetM 的重建像如图 8(b4)和图 8(b5)所示,重建像背景噪声水平明显下降,特别是 AS-UnetM 的重建像中目标周围几乎没有噪声,与背景的区别明显。这说明真实实验中全息图采集 4 frame 左右时即可利用该方法进行重建,并获得较好的重建像,具有实用性。

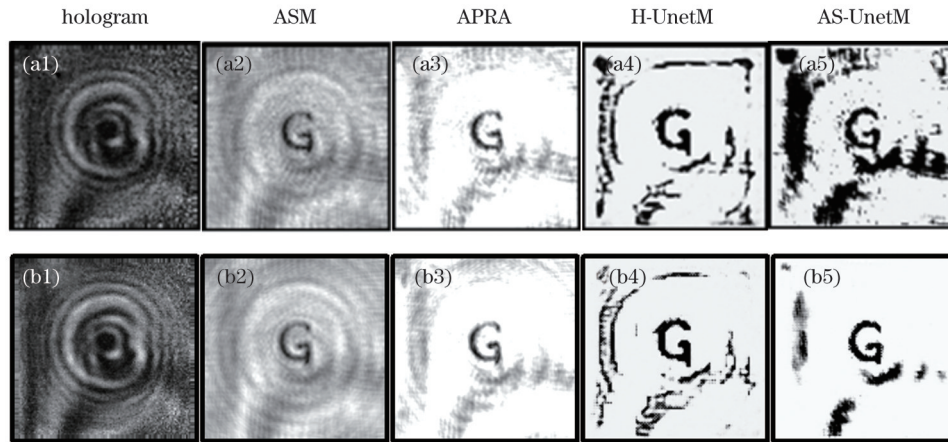


图 8 不同帧数全息图 and 对应重建像。(a)单帧全息图;(b)4 frame 平均全息图

Fig. 8 Holograms with different frames and corresponding reconstructed images. (a) Single frame hologram; (b) average holograms of 4 frame

表 4 给出对应的 PSNR 数值,其整体规律与之前研究相同,其中 AS-UnetM 的重建像整体 PSNR 值由于目标以外大量零值区域的存在,导致计算结果较低。同样地,如果使用目标周围区域计算 PSNR 数值,可得到在 4 frame 平均全息图的情况下,AS-UnetM 方法的结果为 66.88 dB,说明此时该方法在目标附近的重建效果仍然较好。

为了分析两种方法在较复杂的二维目标重建中的适用情况,使用汉字“空”作为目标进行了仿真和实验研究。其中真实场景是聚四氟乙烯玻纤布上覆铜金属目标,目标周围有透过率较低的栅格线,目标横向分辨

表 4 单帧和 4 frame 平均全息图重建像的 PSNR

Table 4 PSNRs of reconstructed images obtained from single frame hologram and average hologram of 4 frame

Hologram type	unit: dB			
	ASM	APRA	H-UnetM	AS-UnetM
Single frame	56.80	63.21	58.26	54.96
Average of 4 frame	58.12	63.88	59.86	61.40

率约为 0.3 mm。记录距离为 17.5 mm,实验全息图采用 40 frame 平均,仿真和实验中 APRA 算法迭代次数分别为 40 次和 6 次。结果如图 9 所示。

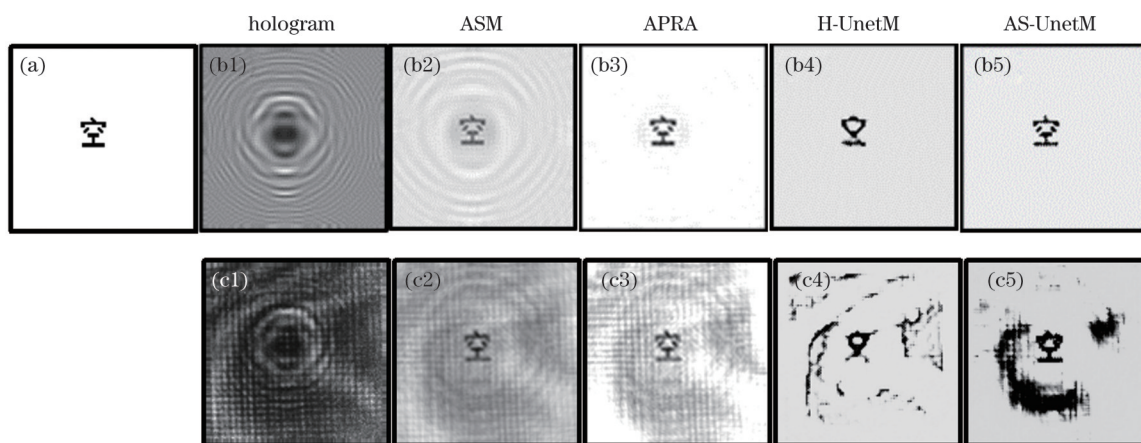


图9 标准图像、全息图和各方法的重建像。(a)标准图像;(b)仿真结果;(c)实验结果

Fig. 9 Standard image, holograms and reconstructed images by different methods. (a) Standard image; (b) simulation results; (c) experimental results

图9(a)为手动制作的与实验目标对应的标准图像,也即仿真研究中的标签图像。图9(b1)为仿真全息图,图9(b2)~图9(b5)为仿真重建结果。可以看出其规律与之前结果基本相同,但H-UnetM没能将目标重建出来,这主要是因为训练集的手写体数字结构相对简单,网络难以重建含有更多细节的较复杂目标的全息图。AS-UnetM相较H-UnetM结果改善明显,但此时目标像素匹配不准确的问题也更加突出,成像质量相较之前简单目标的情况有所下降。图9(c1)为实验全息图,背景中除了条纹干扰还存在玻纤布中的栅格线干扰;图9(c2)~图9(c5)为实验重建结果。可以看出两种基于U-net的重建方法效果均不理想,其中H-UnetM仍无法重建目标,AS-UnetM结果有所改善,但目标内部结构不清晰,重建质量较差。此外,AS-UnetM突出了背景中幅值较低的不均匀区域,但相较于传统方法,不均匀背景区域面积更小,在背景干扰的去除方面具有一定优势。

综上,由于训练使用的手写体数字目标结构相对简单,两种基于U-net的方法对于较复杂的目标重建效果相比简单目标的重建效果大幅下降,尤其是H-UnetM无法有效重建,而AS-UnetM结果较H-UnetM改善明显。

5 结 论

本文基于U-net神经网络研究了如何提高深度学习在连续太赫兹同轴数字全息振幅重建中的适用性。仿真结果表明H-UnetM优于角谱法但不如APRA。角谱法加U-net网络重建方法即AS-UnetM在一定程度上克服了神经网络难以直接对全息图的特征准确匹配的缺陷,其重建质量相比两种传统算法整体有所提高:在距离为20 mm的仿真实验中,AS-UnetM重建结果的PSNR比ASM结果最少提高7.9 dB;其大多数结果优于APRA,尤其在较低分辨率0.5 mm“G”目标的

情况下提升了4.3 dB。另外还验证了AS-UnetM重建像质量受到距离的影响小于H-UnetM。

由真实实验计算得到的PSNR值整体趋势与仿真结果相吻合,其中在20 mm处AS-UnetM重建像的整幅图像峰值信噪比为64.02 dB,相较于角谱法和相位恢复算法结果分别提高了5.5 dB和0.1 dB;目标附近区域的PSNR为67.21 dB,相较于相位恢复算法结果提高0.8 dB。此外,实验结果还表明AS-UnetM能在一定程度上抑制真实实验中多帧叠加获取全息图时带来的噪声影响,当全息图采集数量达到4 frame左右时,目标附近区域幅值即可被该方法较好地重建,提高了成像效率。

AS-UnetM可以直接用于与本文相似的太赫兹数字全息成像系统的图像重建;另外,对于其他波段衍射效应较强的数字全息重建具有参考价值。目前训练集目标结构相对简单,并且场景均为理想情况,今后通过改进训练集、调整网络结构等措施,有望实现更复杂的目标场景的重建。后续还需增加分辨率板实验,充分评判成像效果。为了充分利用全息成像能直接实现三维成像的优势,需要深入开展AS-UnetM在三维场景重建中的适用性研究。

参 考 文 献

- [1] 王与焯,李海滨,王泽龙,等.大鼠冲击性脑创伤的太赫兹波成像检测[J].光学学报,2022,42(10):1017001.
Wang Y Y, Li H B, Wang Z L, et al. Terahertz wave imaging detection of blast-induced traumatic brain injury of rats[J]. Acta Optica Sinica, 2022, 42(10): 1017001.
- [2] 张振伟,赵跃进,缪寅宵,等.基于线性调频机制的太赫兹无损检测成像技术[J].光学学报,2022,42(4):0411002.
Zhang Z W, Zhao Y J, Miao Y X, et al. Terahertz nondestructive testing imaging technology based on linear frequency modulation mechanism[J]. Acta Optica Sinica, 2022, 42(4): 0411002.
- [3] 王云新,朱江磊,赵洁,等.基于TPX透镜的连续太赫兹波像面数字全息成像研究[J].光子学报,2022,51(4):0409001.
Wang Y X, Zhu J L, Zhao J, et al. Continuous terahertz image-plane digital holography based on TPX lens[J]. Acta Photonica

- Sinica, 2022, 51(4): 0409001.
- [4] 戎路, 王大勇, 王云新, 等. 同轴数字全息中的相位恢复算法[J]. 中国激光, 2014, 41(2): 0209006.
Rong L, Wang D Y, Wang Y X, et al. Phase retrieval methods in in-line digital holography[J]. Chinese Journal of Lasers, 2014, 41(2): 0209006.
- [5] 王大勇, 黄昊狮, 周逊, 等. 连续太赫兹波同轴数字全息相衬成像[J]. 中国激光, 2014, 41(8): 0809003.
Wang D Y, Huang H C, Zhou X, et al. Phase-contrast imaging by the continuous-wave terahertz in-line digital holography[J]. Chinese Journal of Lasers, 2014, 41(8): 0809003.
- [6] 胡佳琦. 连续太赫兹同轴数字全息相位恢复算法和分辨率研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2015.
Hu J Q. Research on phase retrieval algorithm and resolution in CW terahertz in-line digital holography[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2015.
- [7] Ren Z B, Xu Z M, Lam E Y. Learning-based nonparametric autofocusing for digital holography[J]. Optica, 2018, 5(4): 337-344.
- [8] Jiao S M, Jin Z, Chang C L, et al. Compression of phase-only holograms with JPEG standard and deep learning[J]. Applied Sciences, 2018, 8(8): 1258.
- [9] 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.
- [10] Jeon W, Jeong W, Son K, et al. Speckle noise reduction for digital holographic images using multi-scale convolutional neural networks[J]. Optics Letters, 2018, 43(17): 4240-4243.
- [11] 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.
- [12] 刘航, 肖永亮, 田军龙, 等. 基于深度学习的离轴菲涅耳数字全息非线性重构[J]. 光子学报, 2020, 49(7): 0709001.
Liu H, Xiao Y L, Tian J L, et al. Nonlinear reconstruction for off-axis Fresnel digital holography with deep learning[J]. Acta Photonica Sinica, 2020, 49(7): 0709001.
- [13] Yin D, Gu Z Z, Zhang Y R, et al. Digital holographic reconstruction based on deep learning framework with unpaired data[J]. IEEE Photonics Journal, 2020, 12(2): 1-12.
- [14] 浦健, 桂进斌, 张凯. 基于深度学习的多尺度数字全息图重建[J]. 激光与光电子学进展, 2022, 59(2): 0209001.
Pu J, Gui J B, Zhang K. Multiscale digital hologram reconstruction based on deep learning[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2022, 59(2): 0209001.
- [15] 何晨, 房鸿, 张宁超. 基于深度学习的单帧同轴数字全息重建方法[J]. 光子学报, 2021, 50(12): 1210004.
He C, Fang H, Zhang N C. Single-shot on-axis digital holography reconstruction method based on deep learning[J]. Acta Photonica Sinica, 2021, 50(12): 1210004.
- [16] 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.
- [17] 甘芳榕. 卷积网络和广义核聚类算法的太赫兹全息再现像分割研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2022.
Gan F R. Segmentation of reconstructed terahertz holographic reconstruction images based on convolutional networks and kernel generalized clustering[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2022.
- [18] Kebbel V, Hartmann H J, Jueptner W P O. Application of digital holographic microscopy for inspection of micro-optical components[J]. Proceedings of SPIE, 2001, 4398: 189-198.
- [19] De Nicola S, Finizio A, Pierattini G, et al. Angular spectrum method with correction of anamorphism for numerical reconstruction of digital holograms on tilted planes[J]. Optics Express, 2005, 13(24): 9935-9940.
- [20] Lатычевская Т, Финк Н В. Solution to the twin image problem in holography[J]. Physical Review Letters, 2007, 98(23): 233901.
- [21] Lатычевская Т, Финк Н В. Simultaneous reconstruction of phase and amplitude contrast from a single holographic record[J]. Optics Express, 2009, 17(13): 10697-10705.
- [22] Rong L, Pan F, Xiao W, et al. Twin image elimination from two in-line holograms via phase retrieval[J]. Chinese Optics Letters, 2012, 10(6): 060902.
- [23] Harris F J. On the use of windows for harmonic analysis with the discrete Fourier transform[J]. Proceedings of the IEEE, 1978, 66(1): 51-83.

Deep Learning for Reconstruction of Continuous Terahertz In-Line Digital Holography

Cheng Keyang*, Li Qi

State Key Laboratory of Science and Technology on Tunable Laser, Harbin Institute of Technology, Harbin 150080, Heilongjiang, China

Abstract

Objective The research of terahertz in-line digital holographic reconstruction mainly focuses on reducing the influence of the twin-image. However, these methods generally require the acquisition of multiple holograms or multiple iterations, which are easy to introduce noise interference and fall into local optimal solutions. Deep learning, with the rapid development, has been widely used in the field of imaging. In terms of visible light two-dimensional (2D) digital holographic reconstruction, a fully trained end-to-end neural network can directly obtain the corresponding reconstructed image through the input hologram. Continuous terahertz holograms have more obvious diffraction effects than visible light holograms in general, and the number of detector pixels and target pixels are both less. There is an obvious difference between the hologram and the reconstructed image. It is difficult for neural networks to directly match the features in the terahertz hologram accurately. At present, the work of applying deep learning to 2D terahertz in-line digital holography is mainly for image processing. Therefore, it is necessary to study how to make better use of deep learning in continuous terahertz digital holography.

Methods In this study, two deep learning methods for amplitude reconstruction of 2D continuous terahertz in-line digital

holography are studied, and compared with the traditional angular spectrum method (ASM) and the amplitude constrained phase retrieval algorithm with apodization (APRA). The first is the end-to-end U-net network reconstruction method (H-UnetM), that is, the network input images are holograms. The second is the angular spectrum method with U-net network reconstruction method (AS-UnetM). The reconstructed images of targets with different lateral resolutions are obtained by different reconstruction methods using a terahertz double-exposure digital holographic imaging system with a wavelength of 118.83 μm , a detector pixel size of 0.1 mm and a pixel number of 124×124 .

Results and Discussions Simulation results show that the results obtained using AS-UnetM are the best of the 4 methods for 0.3–0.5 mm resolution targets with recording distances of 15–20 mm. H-UnetM is better than ASM but not as good as APRA, and AS-UnetM generally outperforms both traditional methods (Figs. 4 and 5). Finally, real experiments are used to verify the simulation results. H-UnetM is able to reconstruct a part of the object, but some background noise is also highlighted. Reconstruction results near the target are the best using AS-UnetM (Fig. 7). In addition, the experimental results also show that AS-UnetM can reduce the influence of noise caused by the multi-frame stacking to obtain the hologram in the real experiment (Fig. 8). For more complex targets, H-UnetM cannot be used for reconstruction, while the reconstruction effect of AS-UnetM is better (Fig. 9).

Conclusions This paper studies how to improve the applicability of deep learning in amplitude reconstruction of continuous terahertz in-line digital holography based on U-net neural network. Simulation results show that H-UnetM is better than ASM but not as good as APRA. AS-UnetM overcomes the difficulty of neural network to directly match the hologram features accurately to a certain extent, and its reconstruction quality is improved overall compared with the two traditional methods. In simulation at a recording distance of 20 mm, the peak signal-to-noise ratio (PSNR) of AS-UnetM reconstruction results is at least 7.9 dB higher than those of ASM results; most of its results outperform APRA, especially with a 4.3 dB improvement in the case of a “G” target with a resolution of 0.5 mm. In addition, it is verified that the quality of reconstructed images of AS-UnetM is less affected by distance than H-UnetM.

The overall trend of the PSNR value calculated by the real experiment is consistent with the simulation results. The PSNR of the entire image reconstructed by AS-UnetM at 20 mm is 64.02 dB, which shows the improvement of 5.5 dB and 0.1 dB, compared with the results of ASM and APRA, respectively. The PSNR of the area near the target is 67.21 dB, which is 0.8 dB higher than the result of APRA. In addition, the experimental results also show that AS-UnetM can reduce the influence of noise caused by the multi-frame stacking to obtain the hologram in the real experiment to a certain extent. When the number of holograms collected reaches about 4 frame, the amplitude of the area near the target can be effectively reconstructed by AS-UnetM method, which improves the imaging efficiency.

AS-UnetM can be directly used for image reconstruction of terahertz digital holographic imaging system similar to this paper. In addition, it has reference value for digital holographic reconstruction with obvious diffraction effect at other wavelengths. At present, the structure of the targets in the training set is relatively simple, and the scenes are all ideal. In the future, measures such as improving the training set and adjusting the network structure are expected to realize the reconstruction of more complex target scenes. And it is necessary to perform the resolution plate experiment to fully evaluate the imaging effect. In order to take full advantage of holographic imaging that can directly realize three-dimensional (3D) imaging, it is also necessary to carry out further research on the applicability of AS-UnetM in 3D reconstruction.

Key words holography; terahertz imaging; in-line digital holography; amplitude reconstruction; deep learning