

计算成像在全息存储相位恢复中的应用研究进展

郝建颖^{1,2}, 林雍坤¹, 刘宏杰¹, 陈瑞娴¹, 宋海洋¹, 林达奎¹, 林 泉¹, 谭小地¹

(1. 福建师范大学光电与信息工程学院, 福州 350117; 2. 东京大学生产技术研究所, 东京 113-8654)

摘要: 全息存储技术作为一种三维体存储、二维面数据传输的数据存储技术, 具有存储密度高、数据传输快等特点, 是解决海量数据长期存储的有力方案之一。传统全息存储方法受到光电探测器只对强度响应的限制, 通常采用纯振幅编码进行调制, 但仅利用振幅信息无法完全发挥全息技术本身优势, 如何简单快速、稳定精确地解码相位信息是全息存储技术面临的现实问题。计算成像因其算法多变、高感知维度等特点为全息存储技术的相位恢复问题提供了新的思路。本文主要从迭代计算相位恢复和深度学习相位重建角度回顾近年来利用计算成像技术解决全息存储相位恢复问题的一些工作, 从存储密度提升、数据读取速度提升以及数据读取稳定性等角度对工作进行了分析, 并对该方向未来发展做出展望。

关键词: 全息存储; 计算成像; 相位恢复; 迭代计算; 深度学习

中图分类号: O436

文献标志码: A

Research Progress on Application of Computational Imaging in Holographic Storage Phase Retrieval

HAO Jianying^{1,2}, LIN Yongkun¹, LIU Hongjie¹, CHEN Ruixian¹, SONG Haiyang¹, LIN Dakui¹, LIN Xiao¹, TAN Xiaodi¹

(1. College of Photonic and Electronic Engineering, Fujian Normal University, Fuzhou 350117, China; 2. Institute of Production Technology, The University of Tokyo, Tokyo 113-8654, Japan)

Abstract: Holographic storage technology, as a kind of data storage technology with three-dimensional volume storage and two-dimensional data transmission, is characterized by high storage density and fast data transmission, which is one of the powerful solutions for long-term storage of massive data. The traditional holographic storage method is limited by the fact that the photodetector only responds to intensity, and is usually modulated by pure amplitude coding. However, utilizing only amplitude information cannot fully exploit the advantages of holography itself, and how to decode the phase information in a simple, fast, stable and accurate way is a real problem faced by holographic storage technology. Computational imaging opens a new way to solve phase retrieval problem for holographic storage technology because of its algorithmic versatility, high perceptual dimension characteristics and so on. This paper mainly reviews some work in recent years on solving the phase retrieval problem of holographic storage using computational imaging technology from the perspectives of iterative computational phase retrieval and deep learning phase retrieval. Analyses are conducted on the work from

基金项目: 国家重点研发计划(2018YFA0701800); 福建省科技重大专项(2020HZ01012); 国家自然科学基金(U22A2080)。

收稿日期: 2024-02-28; **修订日期:** 2024-03-15

the perspectives of improving storage density, data reading speed, and data reading stability. Finally, we make an outlook on the future development of this direction.

Key words: holographic storage; computational imaging; phase retrieval; iterative calculation; deep learning

引 言

随着科技的迅猛发展,全球数据量正在爆炸式增长。数据已成为重要的生产要素,大数据更是成为国家基础性战略资源。海量数据的高密度、快速率、长寿命和低成本保存已成为大数据时代的重大需求。国际数据公司的统计表明:2018年中国的数据产生量已在全球占比最高,而且预测到2025年全球数据总量将突破175 ZB,中国数据产生量占比将进一步扩大^[1]。而现有海量数据中80%为冷数据,即长期不进行交互的数据。传统数据存储技术如硬盘、固态硬盘等因交互方便,对热数据存储具有优势,但对海量冷数据存储来说数据保存成本太高。大容量存储技术公司副总裁Buckley曾对3种主流冷数据存储方式:磁盘类、磁带类和光盘类数据长期保存的成本进行统计,结果为磁盘和磁带保存数据寿命较短,数据转存成本和电力维护成本都较大,而光盘需要维护成本最少,显然更适于冷数据长期存储。但是,目前的光盘受到二维面存储方式的制约,其存储密度已接近极限,存储容量增长速度已经跟不上冷数据积累的速度。

全息存储技术是大数据长期保存的有力候选。全息存储利用三维空间存储,突破了现有二维面密度存储的极限;此外,全息存储的数据存取又采用了二维图案形式,比现有的一维数字信号也有维度的提升,因此全息存储技术与传统方式相比具有记录密度高、数据存取速度快的优势。全息存储技术可用稳定光致聚合物材料制作成本低廉、寿命长的光盘存储器件,非常适合冷数据的长期保存。早在1963年, Van Heerden就提出了全息数据存储这一概念^[2],并估算出理论存储密度为 V/λ^3 (V 为记录材料的体积, λ 为记录光波长)。经过几十年的研究,全息存储技术也曾尝试走出实验室得到应用。美国Aprilis公司在2002年研制出存储容量达200 GB的光致聚合物光盘,于2003年推出了VulcanTMDHD驱动器样机^[3]。2005年日本Optware公司提出了系统兼容性更高的同轴全息数据存储的方案^[4-5]。2006年美国InPhase公司推出了首个商品化全息数据存储系统TapestryTMHDS-300R。上述实践都以失败告终,主要是因为当时硬盘即可满足数据存储需求,全息光存储的记录密度和数据读取速度距理论值还相距甚远,无法在成本上占据优势。直到大数据时代的来临才又给全息存储技术带来了新的发展机遇,但要满足海量数据存储需求,必须充分发挥全息技术的优势,即将振幅与相位都利用起来。由于精确提取相位信息比较复杂,在传统的全息存储技术中,只利用了光的振幅调制信息,损失了全息固有的相位信息,很难发挥全息存储的优势。因此稳定而高效的相位调制与解调方法是提高全息存储密度的关键。实现相位调制并不困难,利用相位的空间光调制器即可实现。问题在于精确解码,由于光电探测器只能降维探测强度变化,导致相位信息难以直接读出。

计算成像是目前应对探测器降维探测的有效方法。计算成像实际上是在探测量与所求量之间搭建桥梁,或通过物理光程描述的方式、或通过算法计算的方式,将桥梁搭建成功即可解决问题。计算成像可以通过寻求更高维度的处理或维度间的转化来弥补探测器降维探测的不足,比如采用频谱处理的方法、利用空间冗余以及利用时间冗余等方法。

本文对近年来利用计算成像解决全息存储中相位恢复问题的部分工作进行总结,主要从迭代傅里叶变换算法与深度学习相位恢复两个方面展开,并对计算全息在全息存储中的应用做出未来展望。

1 迭代傅里叶变换算法在全息存储中的应用

通常对相位信息进行检出的方法是干涉法,但干涉图像的稳定性、系统容限和鲁棒性均较差。同

时,相位以 2π 为周期变化,导致的干涉强度变化又呈余弦关系,因此在干涉图像中常会出现同一强度值对应不同相位值的混淆现象。多步相移干涉法^[6-8]可以避免干涉图像的问题,但这类方法增加了数据读取的次数,很难提高数据转换速率。可以利用相位编码对的方法进行单次干涉相位读取^[9],但不可避免地牺牲了编码效率且仍无法避免干涉读取抗干扰能力差的问题。因此在相位型全息存储中利用干涉法进行相位恢复并不适合。

利用计算成像的方法可以实现非干涉的相位重建,系统更加稳定,典型方法例如基于GS算法的迭代傅里叶变换(Iterative Fourier transform, IFT)算法^[10-12]、PIE(Ptychographic iterative engine)算法^[13-15]、TIE(Transport of intensity equation)算法^[16]等。尽管PIE和TIE算法可以对相位和振幅编码进行精确解码^[17-18],但是发现PIE和TIE算法仍需多幅强度图来进行相位重建,系统和操作上较为复杂,而迭代傅里叶变换算法因其只需要单次拍摄重建光的傅里叶变换强度,就可以通过计算重建相位,既简单又稳定,更适合全息数据存储需求。

1.1 嵌入式数据的迭代傅里叶算法相位重建

迭代傅里叶变换算法被引入全息数据存储系统中,用于实现相位数据的检索。但传统的迭代傅里叶变换算法无法避开大量迭代计算,导致数据转换速率降低。为减少迭代次数,Lin等^[19]提出了在全息存储相位编码数据中加入一定比例的嵌入式数据的方法来增强相位重建的约束条件,比传统方法的迭代次数减少2个数量级。该方法利用重建光的傅里叶频谱以及部分已知的编码相位数据作为先验信息进行约束,从而实现准确且快速的非干涉相位检索。同时由于是探测傅里叶平面的强度分布,光强更为集中,降低了对记录介质衍射效率的要求。

非干涉相位检索系统示意图如图1所示。在该系统中,数据页面和部分嵌入式数据被上传到空间光调制器(Spatial light modulator, SLM)中。在记录过程中,信号光的原始相位数据与参考光干涉,并被记录在介质中。在读取过程中,同一参考光用于读取重建光。图中以红色虚线标示的矩形代表重建光,位于透镜的前焦平面上,而CCD摄像机则放置在透镜的后焦平面上,用于拍摄光强分布。通过将拍摄得到的光强分布与已知的嵌入式数据引入IFT算法,便可检索出原始相位数据中剩余的位置相位数据。

嵌入式数据作为非干涉相位恢复算法中的强约束条件,理论上其比例越大,相位恢复的精度越高,速度越快。图2为嵌入式数据比例对相位恢复收敛影响的示意图。然而,当嵌入式数据编码与信息光中并且比例过大时,会导致编码率降低,影响存储密度。因此需要在迭代速度与编码率中寻找平衡,这是嵌入式数据迭代傅里叶变换算法的一个矛盾。

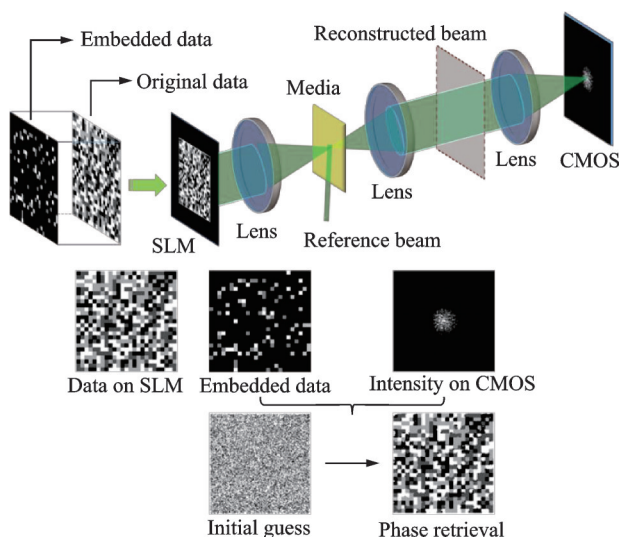


图1 非干涉相位恢复系统示意图

Fig.1 Schematic diagram of non-interference phase retrieval system

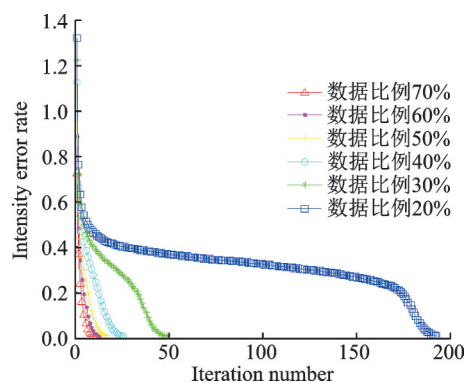


图2 嵌入式数据比例对迭代次数的影响^[19]

Fig.2 Effect of embedded data ratio on iteration number^[19]

为了解决嵌入式数据占用编码率的问题,可将离轴系统改为同轴系统,利用同轴系统特有的优势,将嵌入式数据编入参考光中^[20]。因为参考光本身在记录和读取时都必须已知,因此该方法没有额外消耗,却可以提高信息页的编码率。也只有同轴系统,最终可以使参考光和信息光同时通过透镜在探测器上进行傅里叶变换,光路设计如图3所示。

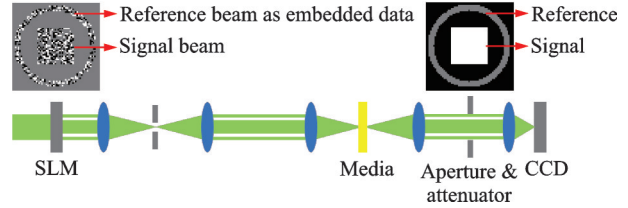


图3 嵌入式数据的同轴系统优化方案^[20]

Fig.3 Optimization scheme for collinear system of embedded data^[20]

这种方法需要注意的是重建光中的参考光和信息光的强度并不一致,可以通过加入衰减元件对二者的光强度进行重新分配。由于参考光就是嵌入式数据,因此提高其强度比例可以进一步增加约束力,从而缩短迭代次数。该方法模拟了不同参考光与信息光强度比情况下的4阶相位恢复的灰度直方图,如图4所示。可以看出,随着参考光光强占比不断增大,4阶相位恢复值之间越来越有相互串扰的趋势,在实际中实验带有噪声的情况下,就会发生误码,因此需要选择合适的参考光与信息光光强比例。

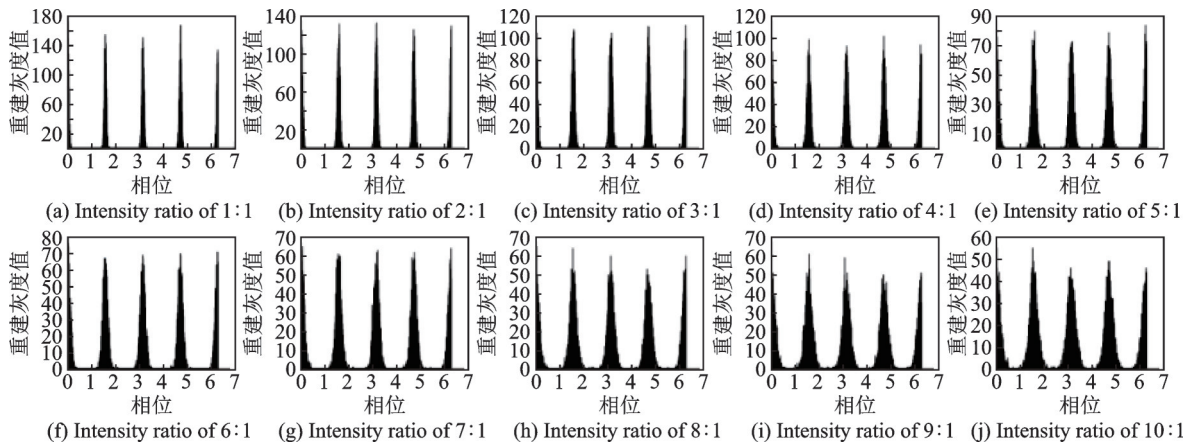


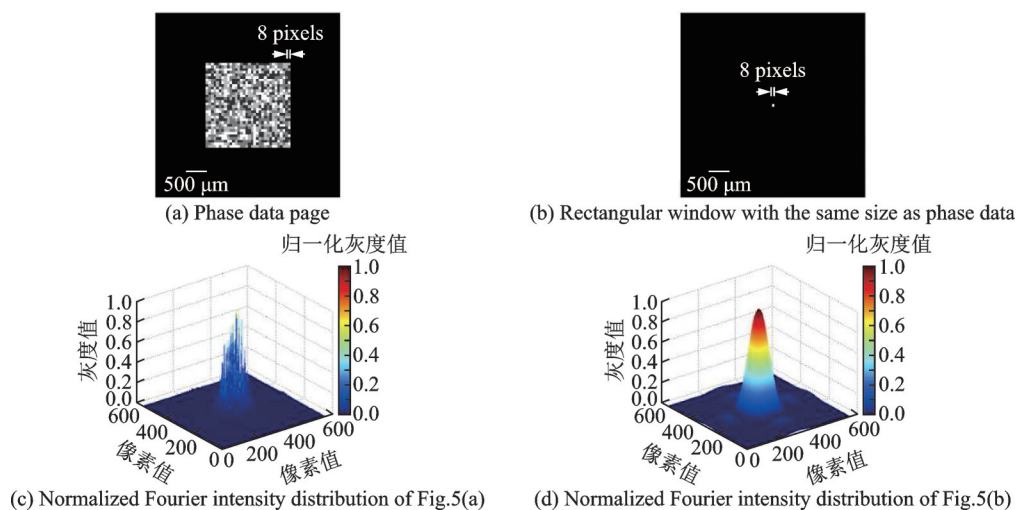
图4 不同参考光光电占比下的相位重建灰度直方图^[20]

Fig.4 Phase reconstruction grayscale histogram under different light intensity ratios of reference light and information light^[20]

1.2 频谱延拓处理

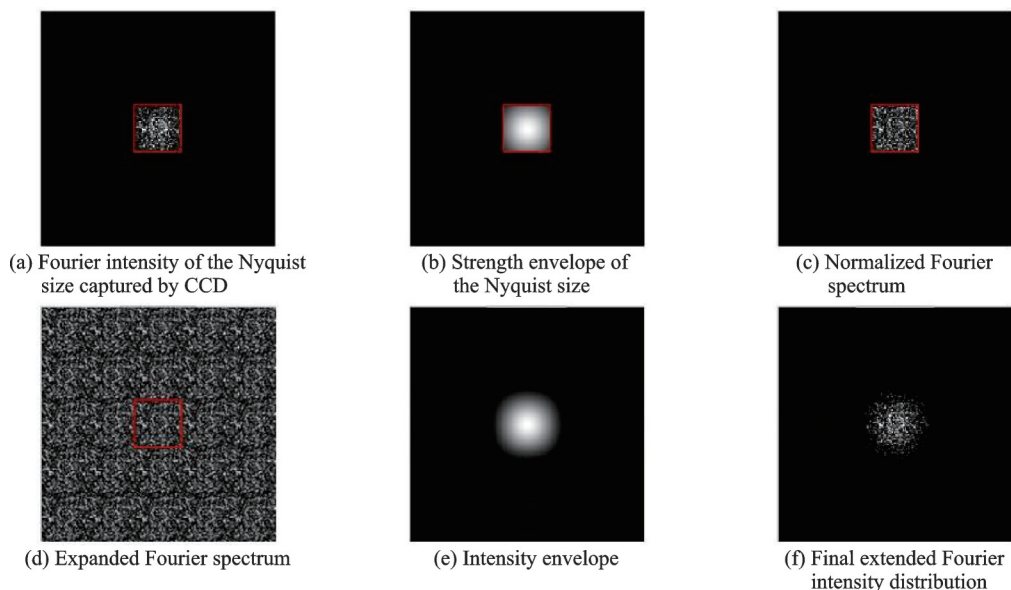
迭代傅里叶变换算法的相位恢复精度和速度与记录 and 拍摄的频谱大小有关,通常两倍奈奎斯特间隔的频谱需要被记录并拍摄下来才能实现高精度的相位恢复。但是相较于振幅调制编码中,可以实现1.1~1.3倍奈奎斯特间隔的记录与信息重建^[21-24],迭代傅里叶变换算法需要两倍奈奎斯特间隔的记录显然更加消耗材料,不利于提升存储密度。为了解决这一问题,Nobukawa等^[25]提出了一种基于厄米特对称的数字超分辨率全息数据存储方法,即仅采用0.65倍奈奎斯特尺寸的孔径可用于检索相位图像。该方法探测物面强度,利用傅里叶变换计算傅里叶面的分布,利用厄米特对称性只需要半个光谱即可生成另外一半。然而,信号编码被限制为实值,这意味着只有例如0和 π 的二阶相位可以被使用。对于相位调制全息数据存储,相位阶数与存储密度有关,二阶相位调制也无法有效提升存储密度。

Lin等^[26]提出一种频谱延拓方法,可以仅记录一倍奈奎斯特间隔频谱就能实现高保真的相位重建。相较于传统记录两倍奈奎斯特间隔频谱的方法,这种方式记录范围缩小至原来的1/4,材料消耗约减少35%,从而提高了存储密度1.5倍。该方法基本原理如图5所示,展示了相同空间频率的频谱能量包络

图5 频谱延拓方法基本原理图^[26]Fig.5 Basic principle diagram of spectrum extension method^[26]

是相似的,因此可以从已知的窗函数计算得到延拓后频谱的能量包络,这是整个频谱延拓的核心。

频谱延拓的过程如图6所示。图6(a)展示了CCD捕获到的一倍奈奎斯特间隔的频谱强度图,红框为奈奎斯特尺寸;图6(b)所示为已知窗函数的一倍奈奎斯特间隔的频谱强度包络;图6(c)显示了归一化的1倍奈奎斯特频率,其通过将频谱强度图除以图6(b)所示的频谱强度包络得到;展开后的傅里叶频率如图6(d)所示,通过对奈奎斯特频率进行连续复制和拼接得到。最后,图6(f)展示的延拓后的傅里叶强度分布是通过将图6(e)所示的强度包络与傅里叶强度分布相乘计算而得。可以利用延拓后的傅里叶强度分布来进行迭代傅里叶变换算法恢复相位。采用频谱延拓方法后,只记录1倍奈奎斯特频谱并延拓至5倍奈奎斯特尺寸后,相比于直接利用1倍奈奎斯特频谱进行相位重建,其误码率可以降低约4倍。

图6 频谱延拓的过程^[26]Fig.6 Process of spectrum extension^[26]

1.3 频谱动态采样相位重建方法

在利用迭代计算的方式进行相位重建时,考虑到全息存储对数据读取速度的要求,通常要将迭代计算次数控制在极少程度,因此希望找到更有效的收敛路径。在傅里叶频谱中,低频和高频段对于相位重建起着不同的作用。一般而言,低频分量携带着能量信息,而高频分量则携带着细节信息。对频谱动态采样即是在不同迭代次数时采用不同的频谱成分进行计算,在刚开始迭代计算时首先舍弃部分高频成分,然后逐渐释放出这些被舍弃的高频成分的部分,这样做有助于加速相位重建过程,并提高相位重建结果的准确性。

在实际操作时,由于高频部分灰度值较低,低频部分灰度值较高,因此对高频部分的省略也可以通过设置灰度值阈值的方式。以第1次迭代为例,舍弃低于设置阈值的灰度值与误码率的关系曲线如图7所示^[27]。随着舍弃灰度值的增大,误码率先减小后持续增大,这意味着存在一个特定的值,使得误码率达到最小值,该值被称为最佳舍弃灰度值。在后续的每一次迭代中,都存在一个最佳舍弃灰度值,其大小随着迭代次数的增加而降低,即前述迭代中舍弃的高频信息逐渐被释放。根据不同迭代次数对应的最佳舍弃灰度值,对原始傅里叶光谱的强度分布进行动态采样,将采样的强度分布作为新的约束条件用于对应的迭代计算中。

通过模拟获得了在不同迭代次数下的最佳舍弃灰度值,并在模拟中添加了不同信噪比SNR的高斯白噪声,以确保与真实情况相符,得到的训练设计曲线如图8所示。即使信噪比不同,训练舍弃曲线也呈现出非常相似的趋势。通过取不同信噪比下的训练舍弃曲线的平均值,可以得到平均训练曲线。该工作使用平均训练曲线来进行动态频谱重建。

图9展示了该工作得到的动态采样迭代相位重建方法与原始的相位重建方法的结果比较。通过动态频谱采样方法,相位重建仅需进行10次迭代即可获得1.37%的误码率。与原始相位重建方法相比,仅需一半的迭代次数即可达到相同水平的误码率。这一结果有效地证明了动态采样方法不仅可以加快相位重建速度,而且可以降低相位误码率。

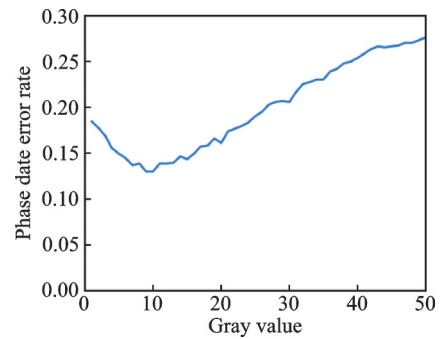


图7 舍弃灰度值与误码率的关系曲线^[27]

Fig.7 Relationship curve between discarded grayscale values and bit error rate^[27]

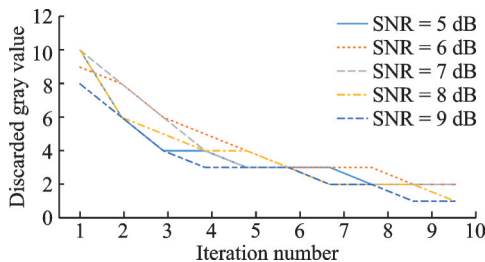


图8 仿真模拟得到不同信噪比下的训练舍弃曲线^[27]

Fig.8 Training curves of discarded grayscale values under different signal-to-noise ratios through simulation^[27]

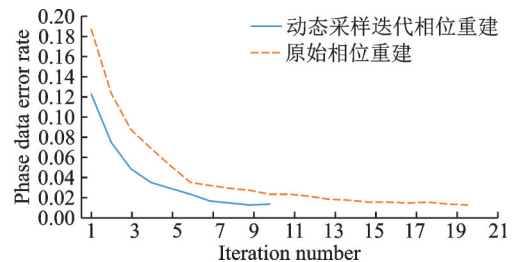


图9 实验中不同相位重建方法的收敛曲线^[27]

Fig.9 Convergence curves of different phase reconstruction methods in experiments^[27]

2 深度学习信息重建

深度学习是一类机器学习的算法^[28],已经应用于包括计算光学成像^[29]在内的许多学科领域。该方

法通过对某类目标物体进行大量样本采集,结合样本与物理量的对应关系来训练神经网络的参数权重,从而构建出具有准确预测能力的网络模型。大量样本的冗余特征可将单一样本降维探测导致的信息损失补偿回来,非常适合于全息存储的信息重建。

早在20世纪80年代,人们就意识到神经网络在全息技术中的潜在应用^[30-32]。但受当时计算能力的限制,只能实现浅层的神经网络,拟合能力非常有限,无法解决实际问题。随着计算能力的不断提高,神经网络得以实现,UCLA的Ozcan团队重新发现了该方法在数字全息图像重构上的应用价值,并直接推动了深度学习与全息技术新一轮的融合发展^[33],例如:全息再现^[34-36]、再现波前的像差补偿^[37-38]、全息重构的自动重聚焦^[39-43]、散斑抑制^[44-46]、计算全息与全息显示^[47-50]和全息存储中的相位信息恢复^[51]等。2017年,MIT的Barbastathis组提出了基于深度学习的无透镜相位成像^[52],次年实现了低光通量下的相位恢复^[53]。2020年,中科院上海光机所司徒国海团队提出了一种物理增强的深度神经网络框架^[54],适用于解决包括相位恢复在内的许多计算成像问题^[55]。

在全息存储应用中,由于数据编码规则一定,其不同编码图案作为真值可以大量提供,同时对应大量实际拍摄到的图像,很适合用数据驱动的端到端卷积神经网络进行训练,从而实现线下训练、线上信息解码的模式。

2.1 基于深度学习的傅里叶面降噪

利用深度学习对频谱图的噪声进行降噪,可以提高迭代计算后的相位恢复精度。实验过程如图10所示,整个过程包含3部分^[56]:(1)数据集准备。分别搭建模拟仿真系统和试验系统。随机生成不同的编码数据页,上载到两个系统获得仿真傅里叶图像和实验傅里叶图像。(2)神经网络训练与测试。使用实验图像作为输入,仿真图像作为输出(真值),进行神经网络的优化并验证网络泛化性。(3)降噪和相位重建。对于新的傅里叶面图像,先输入训练后的神经网络进行降噪,然后利用迭代傅里叶变换算法进行相位重建。

与迭代傅里叶变换算法直接进行相位重建相比,利用深度学习降噪后的图像进行解码,误码率降低了6.7倍,验证了深度学习在相位调制全息存储中提高相位重建精度的可行性。

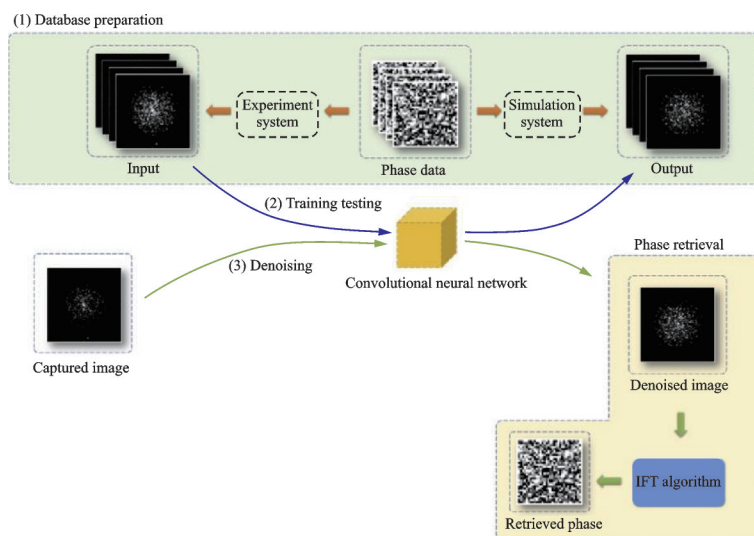


图10 傅里叶面降噪与相位重建过程示意图^[56]

Fig.10 Schematic diagram of Fourier surface denoising and phase reconstruction process^[56]

2.2 深度学习无透镜相位重建系统

深度学习除了可以对探测图像进行降噪,其本身就是解决相位恢复逆问题的方法,并不需要与迭代计算结合使用,但其具有一定的适用条件,不是所有情况都可以通过深度学习将相位恢复。例如将相位真值与傅里叶频谱图结合进行端到端的网络训练,效果不理想。分析原因是二者的差异过大,不容易建立网络连接。Hao等^[57]借鉴了无透镜相位重建的经验,将其引入到全息存储应用中,提出利用近场衍射图与相位真值结合进行网络训练的方式。通过利用大量的近场衍射强度-相位训练数据对网络模型参数进行优化,将隐含在数据中的先验信息蕴含在所得模型参数中,可以直接利用其进行相位图像重构。无透镜相位重建系统示意图如图11所示,利用SLM上载随机相位编码数据页,利用探测器拍摄重建光近场相位衍射图像。

实验中SLM上载的随机相位编码数据页和探测器拍摄的衍射强度图像如图12所示。采用4灰阶等间隔相位编码,编码相位为 $0, \pi/2, \pi, 3\pi/2$ 。在编码数据页中添加嵌入式数据,如图12(a)所示,每个 3×3 数据区域选择1个数据作为嵌入式数据,嵌入式数据的整体比例为11%(这里嵌入式数据可以给周围数据提供一定的差异化,从而避免模拟中等相位差编码训练错误)。图12(b)为探测器拍摄到的衍射强度图。将衍射强度图作为神经网络的输入,相位数据页作为真值。随机生成10 000幅图像进行实验拍摄,选择其中的90%的数据作为训练数据集,剩下的10%数据作为测试集,进行神经网络优化。

神经网络训练过程中,随机选取1幅训练集图像和测试集图像,计算每5轮训练过程中误码率的变化情况。计算结果如图13所示,图中黑色代表训练集,红色代表测试集,曲线代表损失函数变化,数据点代表该训练轮数下数据解码的误码率。从图中可以看出,测试集和训练集的损失函数均随着训练论述的增加而逐渐收敛,误码率逐渐趋近于0,说明该网络模型的优化结果能够很好地拟合衍射强度图像和相位图像的关系,并且具有良好的泛化性。

该工作结果表明,使用深度学习和嵌入式数据结合的方式能够实现全息数据存储中相位数据的快速解码。基于深度学习的无透镜相位重建相较于传统地迭代算法能够快速重建相位信息,并且在重建精度上有所提高。同时深度学习的方法在实现更高灰阶的相位编码上具有更大潜力和优势,在全息

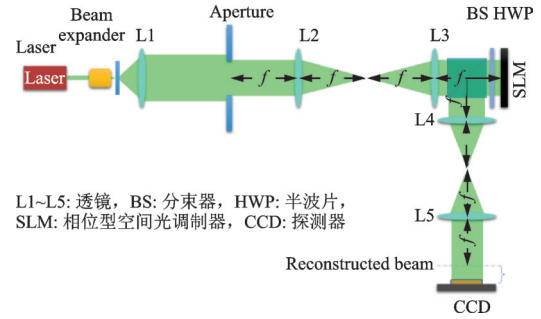


图11 无透镜相位重建系统示意图^[57]

Fig.11 Schematic diagram of the lensless phase retrieval system^[57]

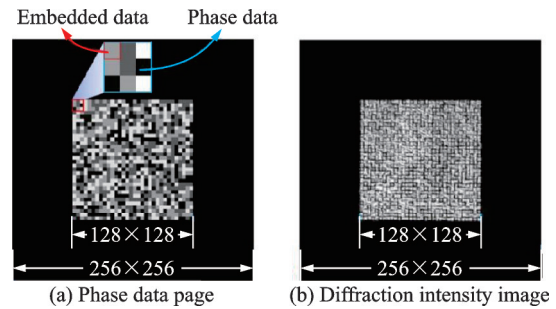


图12 实验相位数据页和探测器拍摄的衍射强度图像^[57]

Fig.12 Experimental data page and captured diffraction intensity images^[57]

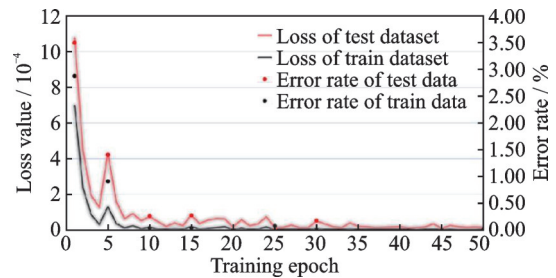


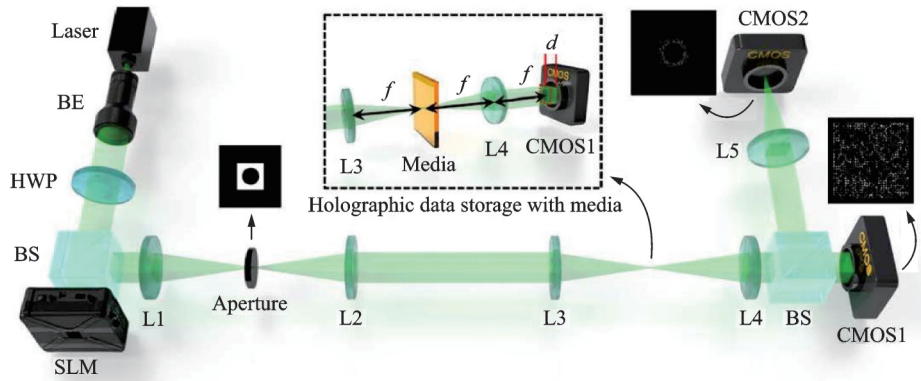
图13 神经网络训练过程中损失函数以及误码率变化^[57]

Fig.13 Loss function and BER variation during neural network training^[57]

存储的存储密度上有较大的提升。

2.3 基于带通滤波深度学习的相位重建

利用了近场衍射强度分布的模型后,又发现可以从拍摄频谱面恢复到拍摄物面。尽管如此,仍然可以对频谱进行滤波处理。Hao 等发现端到端的神经网络能够实现衍射强度图像到相位数据页的直接重建,其重建效率和精度与相邻相位数据的边缘细节相关,即相位数据的高频成分相关。数据记录时将整个相位数据频谱进行记录会消耗大量存储介质,造成冗余信息记录,这意味着可以选择性记录对神经网络优化有增益的频率。Fan 等^[58]提出了一种深度学习与带通滤波相结合的相位重建方法,仅记录相位图像的部分频率分量并进行深度学习训练,即可实现相位重建。基于带通滤波深度学习的相位重建的实验原理如图 14 所示。



L1~L5: 透镜; BS: 分束器; HWP: 半波片; SLM: 相位型空间光调制器; CMOS: 探测器; BE: 扩束器

图 14 基于带通滤波深度学习的相位检索的实验原理图^[58]

Fig.14 Experimental schematic of phase retrieval based on deep learning with bandpass filtering^[58]

使用滤波器对高级次频谱的噪声进行消除,仅保留两倍奈奎斯特间隔的频谱信息,再对两倍奈奎斯特间隔频谱的低频部分进行衰减,分析保留的频谱范围。将滤波器的下阻带尺寸定义为高通滤波因子。在模拟中分析两种滤波器在不同高通滤波因子下的误码率,实验结果如图 15 所示。其中图 15(a)为相位图的傅里叶谱强度分布,图 15(b)为圆形带通滤波器原理图,图 15(c)为圆形带通滤波器后的傅里叶谱强度分布,图 15(d)为方形带通滤波器原理图,图 15(e)为方形带通滤波器后的傅里叶谱强度分布

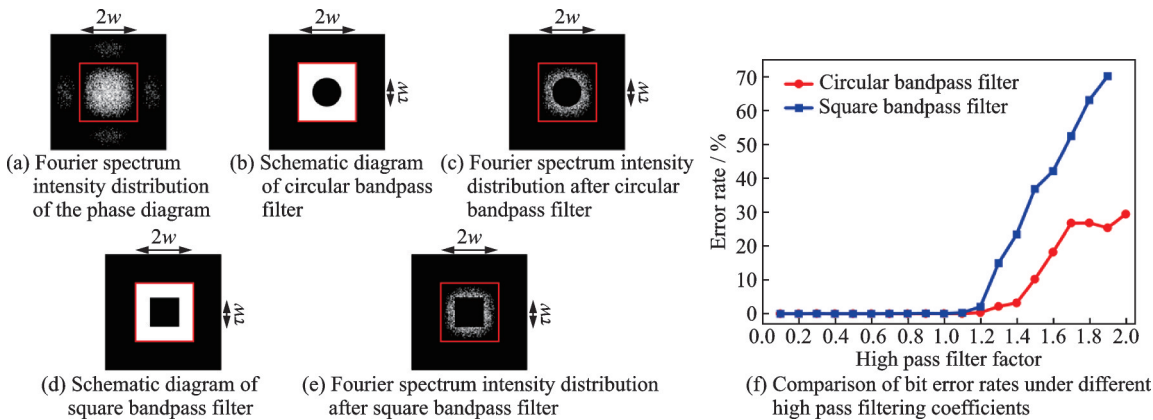


图 15 两种滤波器在不同高通滤波因子下的误码率对比图^[58]

Fig.15 Comparison chart of error rates between two filters under different high pass filtering factors^[58]

布,图15(f)为不同高通滤波系数下的误码率对比。如图15(f)所示,当高通滤波因子值大于1.1时,圆形带通滤波器的相位重建效果优于方形带通滤波器,因为圆形带通滤波器的频率响应比方形带通滤波器更平滑,可以更好地保留图像中的边缘信息,避免锐化效应和边缘模糊。

实验与仿真中高通滤波因子与误码率的曲线关系如图16(a)所示。由于衍射强度随着高通滤波因子的增大而减弱,放大了相机动态噪声对重建效果的影响。相反,由于模拟中没有加入噪声,因此可以对衍射强度进行归一化,增强了其较暗的高频细节,使得相位恢复相对稳定。当不添加校验码时,认为在相位调制型全息存储系统中,误码率在0.1%左右是可以接受的。因此,确定最佳的高通滤波因子为0.9,误码率为0.1%。经过带通滤波后,记录的光强仅为未滤波时光强的33.97%左右。图16(b)为不同高通滤波因子的材料节省倍数情况,可见在高通滤波因子为0.9时能够节省存储介质约2.94倍。

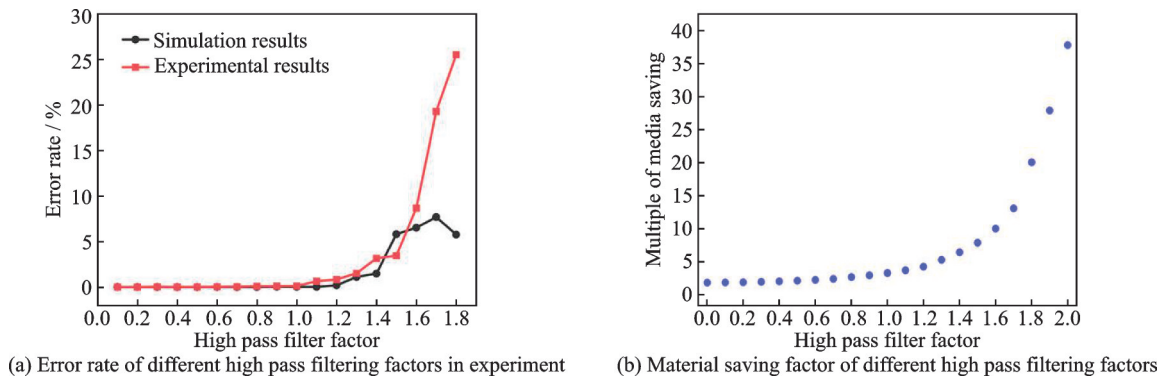


图16 不同滤波因子的重建误码率对比和节约材料情况^[58]

Fig.16 Comparison of reconstruction error rates and material savings with different filtering factors^[58]

该工作通过仿真确定了滤波器参数设置,并通过实验验证了其可行性。实验结果表明,在相位型全息存储中对相位数据页进行带通滤波,能够有效减少存储介质的消耗,使存储容量提高了2.94倍。此外,该方法滤除了2倍奈奎斯特间隔以上的频率,提升了系统的抗噪能力。

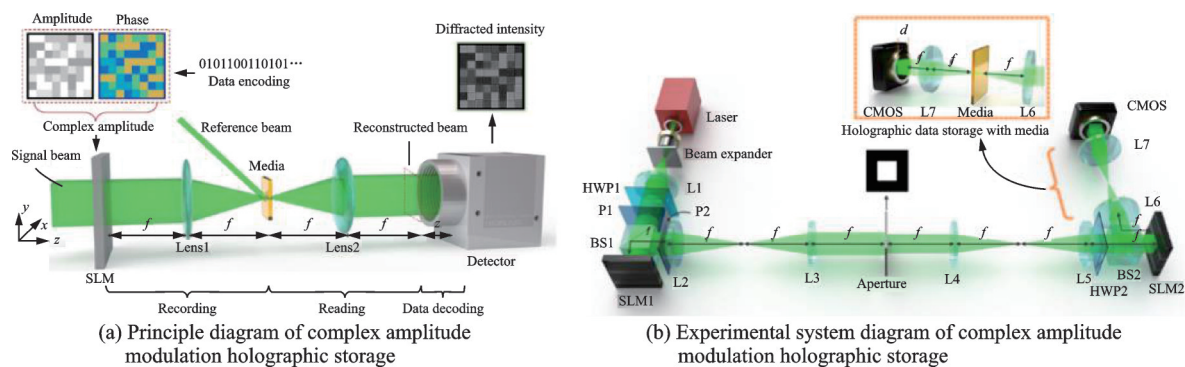
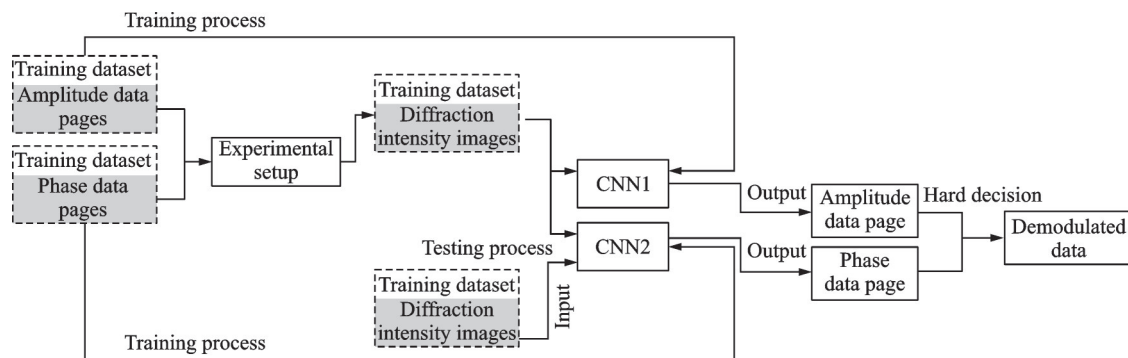
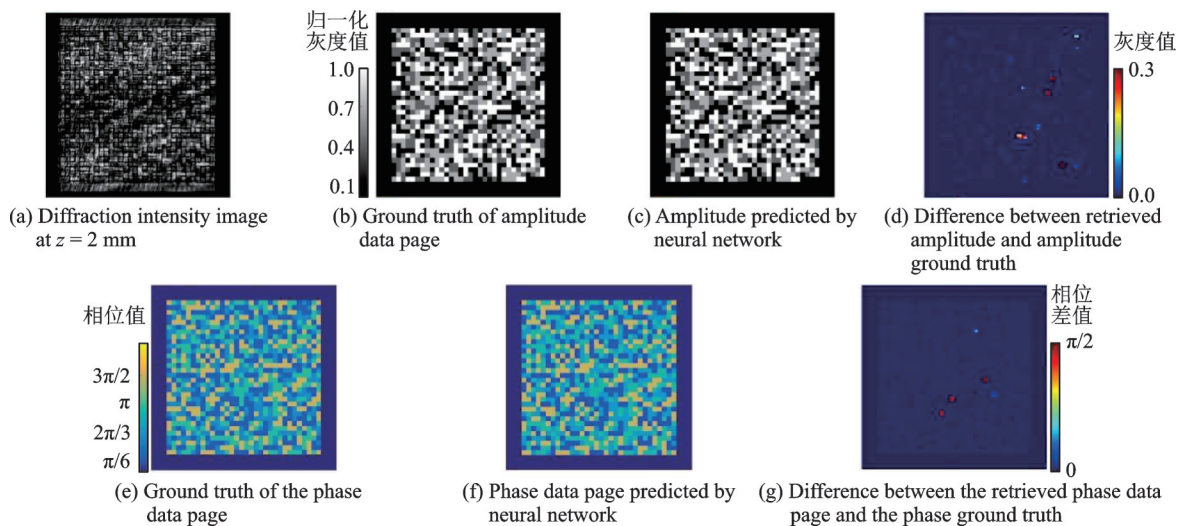
2.4 基于深度学习的复振幅解码

深度学习不仅可以用于纯相位解码,也可以用于复振幅解码^[59]。在近场衍射模型中,相位分布靠数据间的高频信息与真值进行学习,正好振幅分布可以利用数据间的低频信息与真值进行学习,在利用复振幅进行调制后,才真正地发挥了全息存储的优势。

复振幅调制全息数据存储原理与实验系统如图17所示。图17(a)表示复振幅调制全息存储原理图,图17(b)表示复振幅调制全息存储实验系统图。分别使用SLM对编码数据页进行振幅和相位调制,得到复振幅信息。在全息数据存储中,对复振幅信息进行记录并用探测器对再现信息获取。获取的再现衍射强度图中需要同时实现振幅和相位数据的快速直接读取。利用简单的光学系统实现复振幅的快速解码,是保证光全息存储中数据传输速率的关键。

基于深度学习的复振幅调制全息存储解调方法流程如图18所示。随机生成大量振幅和相位图像,使用试验系统进行复振幅调制,并获取对应的衍射强度图。分别使用两个神经网络,通过大量的数据对神经网络进行优化,建立强度-振幅和强度-相位的对应关系。测试过程中,直接将衍射图像输入到训练后两个神经网络,即可得到对应的振幅和相位数据页,通过硬判决得到对应的复振幅数据。

随机挑选1幅复振幅调制衍射强度图像,分别输入两个优化后的神经网络,得到的重建结果如图19所示。图19(a)为衍射强度图,图19(b,e)分别对应的振幅与相位数据页真值,图19(c,f)为重建的振幅

图 17 复振幅调制全息数据存储原理与实验系统示意图^[59]Fig.17 Schematic diagram of the principle and experimental system of complex amplitude modulation holographic data storage^[59]图 18 基于深度学习的复振幅调制全息存储解调方法流程^[59]Fig.18 Flow diagram of deep learning-based complex amplitude modulated holographic data storage demodulation method^[59]图 19 单幅图像实验重建结果^[59]Fig.19 Experimental retrieval results for a single image^[59]

与相位数据页,图 19(d,g)分别为重建图像与真值图像的差值,红色区域为预测错误的点。

上述结果表明基于深度学习的复振幅解调方法,能够从单次近场衍射强度图像中直接对振幅和相位数据进行解码。通过分析近场衍射图像特征与编码数据页之间的相关性,将强度到光场的逆问题分解强度-振幅与强度-相位两个逆过程,并分别用两个神经网络表示。在神经网络训练完成后,可以直接从单幅衍射强度图像重建振幅和相位数据页,实现复振幅数据的快速解码。

3 结束语

本文围绕全息存储进一步提升存储密度以及数据传输速度的需求展开,其核心是利用相位调制发挥全息技术的优势,同时利用计算成像方法对相位进行快速和高精度的重建。从稳定性的角度出发采用了非干涉迭代计算的方法,通过加入嵌入式数据减少迭代次数,并通过同轴系统解决嵌入式数据与编码率的矛盾,通过对频谱进行延拓和动态采样的处理,分别在提升存储密度和减少迭代次数方面有所帮助。然后引入深度学习的方法,不仅可以实现良好的降噪效果,而且可以通过端到端的卷积神经网络训练,直接对相位做出精确的预测,从结果上深度学习方法误码率更低,在预测时也不需要迭代,因此已经替代过去的迭代方法。并且由于深度学习方法可以同时振幅和相位信息进行解码,也是之后全息存储解码的主要发展方向。未来在复振幅编码阶数上仍需提高,此外当分辨率越高时,像素间串扰增大,如何利用深度学习来训练和区分振幅与相位边界,减少二者的串扰是需要解决的问题。另外,目前端到端的有监督学习方式虽然适合全息存储,但仍然有样本收集量大、样本均匀性差等诸多问题,未来可以在深度学习加入物理过程以及噪声的模型,从而减少样本少和样本不均匀带来的影响,同时对数据迁移问题也需要进行深入研究,以实现更好的系统迁移性,使全息存储的应用前景更加广阔。

参考文献:

- [1] REINSEL D, GANTZ J, RYDNING J. Data age 2025: The evolution of data to life-critical[M]. [S.l.]: IDC, 2017.
- [2] VAN HEERDEN P J. Theory of optical information storage in solids[J]. *Applied Optics*, 1963, 2(4): 393-400.
- [3] WALDMAN D, BUTLER C, RAGUIN D. CROP holographic storage media for optical data storage greater than 100 bits/ μm^2 [C]//*Proceedings of the International Symposium on Optical Science & Technology*. [S.l.]: SPIE, 2003: 5-20.
- [4] HORIMAI H, TAN X. Collinear technology for a holographic versatile disk[J]. *Applied Optics*, 2006, 45(5): 910-914.
- [5] HORIMAI H, TAN X. Holographic information storage system: Today and future[J]. *IEEE Transactions on Magnetics*, 2007, 43(2): 943-947.
- [6] XU X, CAI L, WANG Y, et al. Blind phase shift extraction and wavefront retrieval by two-frame phase-shifting interferometry with an unknown phase shift[J]. *Optics Communications*, 2007, 273(1): 54-59.
- [7] SEOK-HEE J, SANG-KEUN G. 2-step phase-shifting digital holographic optical encryption and error analysis[J]. *Journal of the Optical Society of Korea*, 2011, 15(3): 244-251.
- [8] HARIHARAN P, OREB B, EIJU T. Digital phase-shifting interferometry: A simple error-compensating phase calculation algorithm[J]. *Applied Optics*, 1987, 26(13): 2504-2506.
- [9] XU Ke, HUANG Yong, LIN Xiao, et al. Unequally spaced four levels phase encoding in holographic data storage[J]. *Optical Review*, 2016, 23(6): 1004-1009.
- [10] FIENUP J R. Reconstruction of a complex-valued object from the modulus of its Fourier transform using a support constraint [J]. *Journal of the Optical Society of America A*, 1987, 4(1): 118-123.
- [11] FIENUP J R. Phase retrieval algorithms: A comparison[J]. *Applied Optics*, 1982, 21(15): 2758-2769.
- [12] FIENUP J R, WACKERMAN C C. Phase-retrieval stagnation problems and solutions[J]. *Journal of the Optical Society of America A*, 1986, 3(11): 1897-1907.

- [13] MAIDEN A M, RODENBURG J M. An improved ptychographical phase retrieval algorithm for diffractive imaging[J]. *Ultramicroscopy*, 2009, 109(10): 1256-1262.
- [14] PAN Xincheng, LIU Cheng, LIN Qiang, et al. Ptychographic iterative engine with self-positioned scanning illumination[J]. *Optics Express*, 2013, 21(5): 6162-6168.
- [15] LI Guowei, YANG Wanqin, WANG Haichao, et al. Image transmission through scattering media using ptychographic iterative engine[J]. *Applied Optics*, 2019, 58(849): 1-10.
- [16] VOLKOV V, ZHU Y, DE G. A new symmetrized solution for phase retrieval using the transport of intensity equation[J]. *Micron*, 2002, 33(5): 411-416.
- [17] BUNSEN M, TATEYAMA S. Detection method for the complex amplitude of a signal beam with intensity and phase modulation using the transport of intensity equation for holographic data storage[J]. *Optics Express*, 2019, 27(17): 24029-24042.
- [18] YONEDA N, SAITA Y, KOMURO K, et al. Transport-of-intensity holographic data storage based on a computer-generated hologram[J]. *Applied Optics*, 2018, 57(30): 8836-8840.
- [19] LIN X, HUANG Y, SHIMURA T, et al. Fast non-interferometric iterative phase retrieval for holographic data storage[J]. *Optics Express*, 2017, 25(25): 30905-30915.
- [20] LIN Xiao, HAO Jianying, WANG Kun, et al. Collinear non-interferometric phase retrieval for holographic data storage[J]. *Optics Express*, 2020, 28(18): 25795-25805.
- [21] VADDE V, KUMAR B V, BURR G W, et al. A figure-of merit for the optical aperture used in digital volume holographic data storage[J]. *Proceedings of SPIE*, 1998, 3401: 194-200.
- [22] VÁRHEGYI P, KOPPA P, UJHELYI F, et al. System modeling and optimization of Fourier holographic memory[J]. *Applied Optics*, 2005, 44(15): 3024-3031.
- [23] LEE S H, LIM S Y, KIM N, et al. Increasing the storage density of a page-based holographic data storage system by image upscaling using the PSF of the Nyquist aperture[J]. *Optics Express*, 2011, 19(13): 12053-12065.
- [24] KIM D H, JEON S B, PARK N C, et al. Iterative design method for an image filter to improve the bit error rate in holographic data storage systems[J]. *Microsystem Technologies*, 2014, 20(8/9): 1661-1669.
- [25] NOBUKAWA T, NOMURA T. Digital super-resolution holographic data storage based on Hermitian symmetry for achieving high areal density[J]. *Optics Express*, 2017, 25(2): 1326-1338.
- [26] LIN Xiao, HAO Jianying, WANG Kun, et al. Frequency expanded non-interferometric phase retrieval for holographic data storage[J]. *Optics Express*, 2020, 28(1): 511-518.
- [27] CHEN Ruixian, HAO Jianying, YU Changyu, et al. Dynamic sampling iterative phase retrieval for holographic data storage[J]. *Optics Express*, 2021, 29(5): 6726-6736.
- [28] LECUN Y, BENGIO Y, HINTON G. Deep learning[J]. *Nature*, 2015, 521: 436-444.
- [29] BARBASTATHIS G, OZCAN A, SITU G. On the use of deep learning for computational imaging[J]. *Optica*, 2019, 6: 921-943.
- [30] TAKEDA M, GOODMAN J W. Neural networks for computation: Number representations and programming complexity[J]. *Applied Optics*, 1996, 35: 3033-3046.
- [31] KREIS T, JUPTNER W, BIEDERMANN R. Neural network approach to holographic nondestructive testing[J]. *Applied Optics*, 1995, 34: 1407-1415.
- [32] FRAUEL Y, JAVIDI B. Neural network for three-dimensional object recognition based on digital holography[J]. *Optics Letters*, 2001, 26: 1478-1480.
- [33] RIVENSON Y, ZHANG Y, GUNAYDIN H, et al. Phase recovery and holographic image reconstruction using deep learning in neural networks[J]. *Light: Science & Applications*, 2018, 7: 17141.
- [34] WANG H, LYU M, SITU G. eHoloNet: A learning-based end-to-end approach for in-line digital holographic reconstruction [J]. *Optics Express*, 2018, 26: 22603-22614.
- [35] ZHANG Gong, GUAN Tian, SHEN Zhiyuan, et al. Fast phase retrieval in off-axis digital holographic microscopy through

- deep learning[J]. *Optics Express*, 2018, 26: 19388-19405.
- [36] WANG Kaiqiang, DOU Jiazhen, QIAN Kemao, et al. Y-Net: A one-to-two deep learning framework for digital holographic reconstruction[J]. *Optics Letters*, 2019, 44: 4765-4768.
- [37] NGUYEN T, BUI V, LAM V, et al. Automatic phase aberration compensation for digital holographic microscopy based on deep learning background detection[J]. *Optics Letters*, 2017, 25: 15043-15057.
- [38] XIAO Wen, XIN Lu, CAO Runyu, et al. Sensing morphogenesis of bone cells under microfluidic shear stress by holographic microscopy and automatic aberration compensation with deep learning[J]. *Lab on a Chip*, 2021, 21: 1385-1394.
- [39] PITKAAHO T, MANNINEN A, NAUGHTON T J. Focus prediction in digital holographic microscopy using deep convolutional neural networks[J]. *Applied Optics*, 2019, 58: A202-A208.
- [40] REN Z B, XU Z M, LAM E Y. Learning-based nonparametric autofocusing for digital holography[J]. *Optica*, 2018, 5: 337-344.
- [41] WU Y C, RIVENSON Y, ZHANG Y B, et al. Extended depth-of field in holographic imaging using deep-learning-based autofocusing and phase recovery[J]. *Optica*, 2018, 5: 704-710.
- [42] JAFERZADEH K, HWANG S-H, MOON I, et al. No-search focus prediction at the single cell level in digital holographic imaging with deep convolutional neural network[J]. *Biomedical Optics Express*, 2019, 10: 4276-4289.
- [43] HUANG Luzhe, LIU Tairan, YANG Xilin, et al. Holographic image reconstruction with phase recovery and autofocusing using recurrent neural networks[J]. *ACS Photonics*, 2021, 8: 1763-1774.
- [44] 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: 4240-4243.
- [45] YAN Ketao, YU Yingjie, HUANG Chongtian, et al. Fringe pattern de-noising based on deep learning[J]. *Optics Communications*, 2019, 437: 148-152.
- [46] YIN Da, GU Zhongzheng, ZHANG Yanran, et al. Speckle noise reduction in coherent imaging based on deep learning without clean data[J]. *Optics and Laser Technology*, 2020, 133: 106151.
- [47] HORISAKI R, TAKAGI R, TANIDA J. Deep-learning-generated holography[J]. *Applied Optics*, 2018, 57: 3859-3863.
- [48] EYBOSH M H, CAIRA N W, ATISA M, et al. Deep CGH: Computer generated holography with deep learning[J]. *Optics Express*, 2020, 28: 26636-26650.
- [49] LEE J, JEONG J, CHO J, et al. Deep neural network for multi-depth hologram generation and its training strategy[J]. *Optics Express*, 2020, 28: 27137-27154.
- [50] SHI L, LI B C, KIM C, et al. Towards real-time photorealistic 3D holography with deep neural networks[J]. *Nature*, 2021, 591: 234-239.
- [51] HAO Jianying, LIN Xiao, LIN Yongkun, et al. Lensless phase retrieval based on deep learning used in holographic data storage[J]. *Optics Letters*, 2021, 46: 4168-4171.
- [52] SINHA A, LEE J, LI Shuai, et al. Lensless computational imaging through deep learning[J]. *Optica*, 2017, 4: 1117-1125.
- [53] GOY A, ARTHUR K, LI S, et al. Low photon count phase retrieval using deep learning[J]. *Physical Review Letters*, 2018, 121: 243902.
- [54] WANG Fei, BIAN Yaoming, WANG Haichao, et al. Phase imaging with an untrained neural network[J]. *Light: Science & Applications*, 2020, 9: 1-7.
- [55] WANG Fei, WANG Chenglong, CHEN Mingliang, et al. Far-field super-resolution ghost imaging with a deep neural network constraint[J]. *Light: Science & Applications*, 2022, 11: 1-11.
- [56] HAO Jianying, LIN Xiao, CHEN Ruixian, et al. Phase retrieval combined with the deep learning denoising method in holographic data storage[J]. *Optica Continuum*, 2022, 1(1): 51-62.
- [57] HAO Jianying, LIN Xiao, LIN Yongkun, et al. Lensless phase retrieval based on deep learning used in holographic data storage[J]. *Optics Letters*, 2021, 46: 4168-4171.
- [58] FAN Rongquan, HAO Jianying, CHEN Ruixian, et al. Phase retrieval based on deep learning with bandpass filtering in

holographic data storage[J]. Optics Express, 2024, 32(3): 4498-4510.

[59] HAO Jianying, LIN Xiao, LIN Yongkun, et al. Lensless complex amplitude demodulation based on deep learning in holographic data storage[J]. Opto-Electronic Advances, 2023, 6: 220157.

作者简介:



郝建颖(1989-),女,博士,东京大学生产技术研究所外聘研究员,研究方向:全息光存储、计算成像、深度学习等,E-mail: haojianying123@163.com。



林雍坤(1996-),男,博士研究生,研究方向:全息光存储、计算成像等。



刘宏杰(1998-),男,博士研究生,研究方向:全息光存储、相位重建等。



陈瑞娴(1995-),女,博士研究生,研究方向:全息光存储、计算成像等。



宋海洋(1994-),男,博士研究生,研究方向:全息加密、全息材料等。



林达奎(1992-),男,副教授,硕士生导师,研究方向:全息光存储技术、全息材料、全息加密存储技术等。



林泉(1989-),男,副教授,博士生导师,研究方向:全息光存储技术、全息材料、计算成像等。



谭小地(1962-),通信作者,男,教授,博士生导师,研究方向:信息光子学、全息存储、偏光全息、有机合成材料、新型显示技术等,E-mail:xtan@fjnu.edu.cn。

(编辑:张黄群)