

# 基于深度学习和分层角谱的三维纯相位全息显示

孙晓, 韩超\*

安徽工程大学高端装备先进感知与智能控制教育部重点实验室, 安徽 芜湖 241000

**摘要** 传统的纯相位全息成像方法, 大多数依赖于高强度的迭代, 耗费时间长, 成像质量不高, 针对此问题, 提出了一种深度学习与分层角谱结合的纯相位全息图生成算法, 在快速生成全息图的同时提高了全息图再现质量。通过 LeNet 网络结构预测三维物体的复振幅信息, 降低了计算量, 采用精确的角谱算法生成三维物体的高质量纯相位全息图。通过仿真实验证明该算法的可行性, 并有效提高了重建图像的质量。

**关键词** 全息; 深度学习; 分层角谱; 纯相位全息图; 三维显示

中图分类号 O438.1

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202259.0409001

## Three-Dimensional Phase-Only Holographic Display Based on Deep Learning and Angular-Spectrum Layer-Oriented

Sun Xiao, Han Chao\*

Key Laboratory of Advanced Perception and Intelligent Control of High-end Equipment, Ministry of Education, Anhui Polytechnic University, Wuhu, Anhui 241000, China

**Abstract** Traditional phase-only holographic imaging methods rely on high-intensity iteration, which is time-consuming, and the imaging quality is not high. To address this issue, a phase-only hologram generation algorithm based on depth learning and angular-spectrum layer-oriented, which can generate holograms quickly and improve the quality of hologram reconstruction, is proposed. The LeNet network structure predicts the complex amplitude information of three-dimensional objects, which reduces the amount of calculation. The accurate angular-spectrum algorithm creates a high-quality phase-only hologram of a three-dimensional object. The simulation results show that the algorithm is feasible and the quality of the reconstructed image is effectively improved.

**Key words** holography; deep learning; angular-spectrum layer-oriented; phase-only hologram; three-dimensional display

## 1 引言

三维显示技术<sup>[1-3]</sup>被广泛应用在娱乐休闲、医疗服务、军事科技等领域, 能够提供三维场景的深度信息, 在过去的几十年里受到了极大的关注, 是现代科技发展的重要技术之一<sup>[4-6]</sup>。计算全息是计算机飞速发展的产物, 可以利用计算机建模显示现实

生活中不存在的物体, 由于不受传统光全息技术记录介质和实验环境的限制, 能够灵活、实时、高效率地实现三维显示的要求, 带来真实的三维显示体验, 是具有较大潜力的下一代裸眼显示技术<sup>[7-8]</sup>。

纯相位全息图因其衍射率高、没有共轭像, 受到众多研究者的关注, 目前纯相位全息研究领域已经取得了较丰硕的研究成果<sup>[9-12]</sup>。近年来, 由于人工

收稿日期: 2021-06-23; 修回日期: 2021-08-16; 录用日期: 2021-09-13

基金项目: 安徽工程大学检测技术与节能装置安徽省重点实验室开放基金(DTESD2020A06)

通信作者: hanchaozh@126.com

智能的火热发展,深度学习得到广泛应用,在光学成像和计算领域显现了较大优势<sup>[13-15]</sup>,它在全息领域中也显示出较大的潜力<sup>[16-18]</sup>。传统计算全息中实现相位恢复得到相位全息图的方法为单纯使用 Gerchberg-Saxton(GS)算法<sup>[19]</sup>或者其改进算法,通过不断迭代优化得到的相位型全息图,但是该方法迭代次数多,运行速度缓慢,得到图像质量不高。当前,许多学者利用深度学习算法代替传统的迭代算法,并得到了较好的研究成果<sup>[20-22]</sup>。Wang 等<sup>[20]</sup>提出使用未经训练的神经网络进行相位成像,由此产生物理增强深度神经网络(PhySenNet),其最大优势是不需要对神经网络进行训练,从而省略了对大量数据的标记过程,在恢复物体相位时节省了大量计算时间。Rivenson 等<sup>[21]</sup>提出了使用 CNN 实现相位恢复和全息图的重建,只需要输入单个全息图就可以输出物体的相位和振幅图像。Eybposh 等<sup>[22]</sup>提出了一种 DeepCGH 算法,该算法利用训练好的神经网络结构得到三维物体第一层的复振幅信息,再利用光的反向传播得到全息图,从而实现了全息图的快速计算。众多学者的研究成果,验证了深度学习在全息领域中的有效性和巨大潜力。

尽管深度学习在全息领域的取得了诸多较好的成果,但全息显示的质量仍需进一步的提升。本

文基于文献[22]中所提出的方法,针对其重建图像质量不高的问题,将深度学习与分层角谱<sup>[23]</sup>结合,采用三维物体振幅信息和复振幅信息组成的数据集训练 LeNet<sup>[24]</sup>网络结构,利用构建的损失函数对比重建物体振幅与目标物体振幅的差异,当误差在一定范围内时输出全息图与重建图像。此算法通过较少的迭代产生了高质量的全息图,三维物体的仿真重建效果验证了改进算法的可行性。在仿真实验中,对比了文献[22]算法和改进算法重建图像的质量,实验结果表明了本文算法切实提高了全息显示的质量。

## 2 深度学习和分层角谱结合的算法分析

### 2.1 算法结构的分析

文献[22]中的算法,它依赖于无监督学习的卷积神经网络计算精确的全息图,仿真结果表明,与其他全息计算算法相比较,此方法生成全息图的速度得到大幅度提升,成像质量也有所提高。因此,在此算法基础上提出了一种改进算法,在快速生成纯相位全息图的同时实现了复杂三维物体的重建,进一步提高了重建图像的质量。改进的算法流程图如图 1 所示。

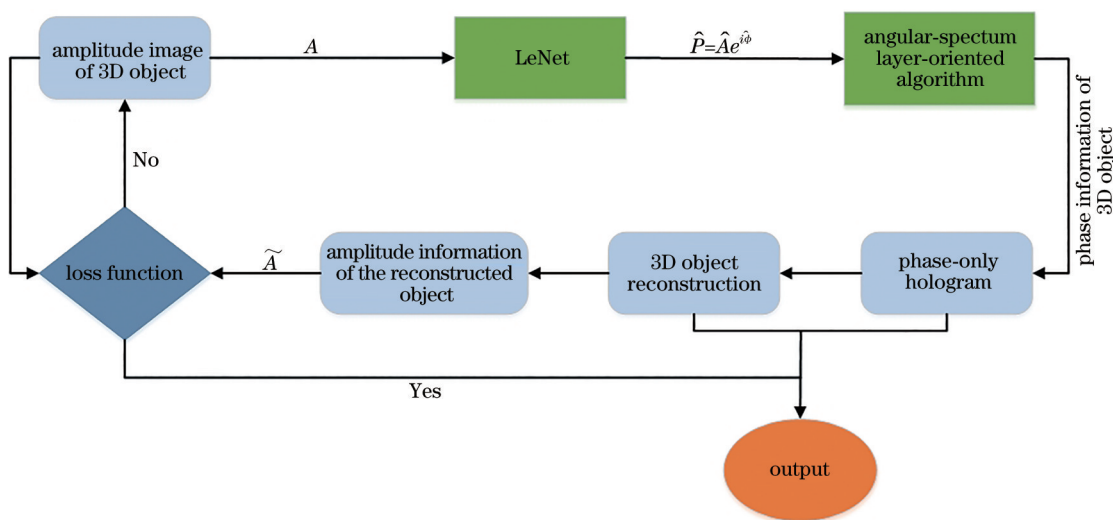


图 1 改进算法示意图

Fig. 1 Schematic diagram of improved algorithm

在改进的循环算法中,使用三维物体的振幅信息(LeNet网络结构的输入)及其复振幅信息(LeNet网络结构的输出)组成的数据集来训练模型。训练好的 LeNet 网络结构模型可以推断出物体的复振幅信息,包括物体的振幅信息与深度信息,即

$$\hat{P} = \hat{A} \exp(i\hat{\phi}), \quad (1)$$

式中, $\hat{P}$ 表示预测出物体的复场信息, $\hat{A}$ 表示预测出的物体振幅信息, $\hat{\phi}$ 表示预测出的物体相位信息。

经过训练好的 LeNet 输入物体的振幅信息就可以输出对应的复振幅信息。基于角谱衍射的分层

角谱算法严格遵守标量衍射理论,不论光的传播距离是否满足旁轴近似,都能精确地描述光传播的物理过程。改进算法基于角谱衍射理论计算物体平面传播到全息平面的光场复振幅分布,其表达式为

$$U(x, y) = \mathfrak{F}^{-1} \left\{ \mathfrak{F} [u(x, y)] \cdot H(f_x, f_y) \right\}, \quad (2)$$

式中,  $\mathfrak{F}$  表示傅里叶变换,  $\mathfrak{F}^{-1}$  表示傅里叶逆变换, 两次傅里叶变换可通过快速傅里叶变换 (FFT) 得到,  $u(x, y)$  表示物体平面上的光场分布,  $U(x, y)$  表示全息平面上的光场分布,  $H(f_x, f_y)$  表示与传播距离  $z$  有关的传递函数, 其计算表达式为

$$H(f_x, f_y) = \begin{cases} \exp \left( i \frac{2\pi}{\lambda} z \sqrt{1 - \lambda^2 f_x^2 - \lambda^2 f_y^2} \right), & \lambda^2 f_x^2 + \lambda^2 f_y^2 < 1, \\ 0, & \text{else} \end{cases}, \quad (3)$$

式中,  $\lambda$  表示物光与参考光的波长,  $f_x, f_y$  分别表示  $x$  轴与  $y$  轴方向的空间频率。在计算角谱衍射时, 应注意物平面抽样间隔和衍射面上抽样间隔相同, 并且前后的孔径大小也相同。

通过 LeNet 网络结构预测出三维物体的全部复振幅信息, 根据其深度信息平行切片, 每层的复振幅信息通过精确的角谱传播方式, 生成子全息图, 每层的子全息图叠加即可得到三维物体的纯相位全息图。利用纯相位全息图模拟重建出三维物体, 取重建三维物体的振幅  $\hat{A}$ , 构建一个损失函数, 利用这个损失函数比较输入的目标振幅  $A$  与重建三维物体的振幅  $\hat{A}$  之间的误差。在开始训练网络结构之前, 利用损失函数提前预设一个 loss 值的范围, 当第一次的计算结果在预期值范围内, 只需经过一次本文算法即可输出全息图与重建像, 如果计算结果

与预期值范围相差较大, 则适当调整参数: 测试数据集的数量、训练率、最大步长、一次训练所选取的样本数量, 再重新训练网络结构, 直至 loss 值达到预期范围, 停止训练, 输出全息图与重建像。通过此循环算法, 利用定义的损失函数不断比较这两个振幅之间的误差, 当计算结果符合预期要求时, 结束循环, 输出纯相位全息图和重建物体的图像。

文献[22]的算法利用了光传播的可逆性原理, 首先将三维物体分为若干层, 取每层振幅信息, 通过神经网络预测出物体第一层的复振幅信息, 采用逆傅里叶变换计算出全息图, 将全息图加载进空间光调制器中, 当用一束准直扩束的激光照射此时的空间光调制器后, 就可以得到物体的全部信息, 在空间中重现出原来的三维物体。本文算法的优越性主要体现在两个方面。首先, 利用 LeNet 网络结构预测三维物体在空间中的全部复振幅信息, 相比较只预测物体第一层的一个面上的复振幅分布, 大大提高了三维物体的重建质量。其次, 为避免光路在逆传播过程中产生的误差, 采用精确的角谱传播方式代替文献[22]中的逆傅里叶变换, 使得重建物体的质量大大提升。

## 2.2 神经网络的结构

在本文算法中神经网络使用的是 LeNet<sup>[24]</sup>。LeNet 网络最初是一种用于手写体字符识别的非常高效的卷积神经网络, 并且通常使用 MNIST 数据集训练模型, LeNet 是一个相对成熟且相对较小的 CNN 网络, 但是它却包含了深度学习的基本模块, 共有 2 个池化层、2 个全连接层和 3 个卷积层, 因此我们使用此网络模型的架构, 用自己的数据集进行训练, 从而预测出三维物体整个空间尺度范围内的复振幅信息。具体网络结构示意图如图 2 所示。

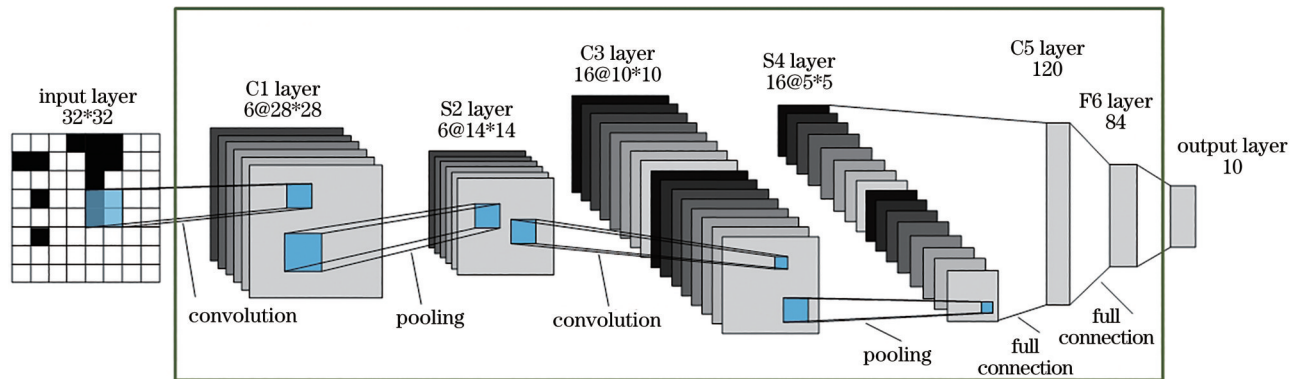


图 2 LeNet 模型结构

Fig. 2 LeNet model structure

LeNet 网络模型分为特征提取与分类识别两个模块,模型总共有七层(不包括输入层),其中第一层到第五层的作用为特征提取,第六层与第七层的作用为分类识别。

第一层 C1 层是卷积层,该层采用大小为  $5 \times 5$ 、步长为 1 的 6 个卷积核,且不使用全零填充,对输入的图像进行特征提取。第二层 S2 层是池化层,该层采用尺寸为  $2 \times 2$  的 6 个滤波器,对输入图片进行压缩,降低图片尺寸,从而加快运算速度和防止过拟合。第三层 C3 层是卷积层,该层具有 16 个卷积核,卷积核大小为  $5 \times 5$ ,步长为 1。第四层 S4 层是池化层,该层有 16 个滤波器,滤波器的尺寸为  $2 \times 2$ 。第五层 C5 层是卷积层,该层具有 120 个卷积核,卷积核大小为  $5 \times 5$ 。第六层 F6 层为全连接层,对经过卷积与池化的图片进行分类与预测。第七层输出层为全连接层,物体振幅图像经过三次卷积、两次池化与全连接操作后,预测出物体的复振幅信息。

### 2.3 损失函数

由于二次函数仅具有全局最小值,没有局部最小值,所以可以保证梯度下降将收敛到全局最小值。因此使用均方误差(MSE)损失函数作为本文的损失函数,即作为循环算法最后结果的评价标准。 $r_{\text{MSE}}$  为目标值与测量值之间距离的平方之和,可表示为

$$r_{\text{MSE}} = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \tilde{y}_i)^2}{n}, \quad (4)$$

式中, $y_i$  为目标强度图案, $y_i = |A|^2$ ;  $\tilde{y}_i$  为重建三维物体强度图案, $\tilde{y}_i = |\tilde{A}|^2$ 。从公式可以看出理想效果为  $y_i = \tilde{y}_i$ , 即  $r_{\text{MSE}} = 0$ , 此时重构出的三维物体的振幅与目标振幅完全匹配,但在实践中,完全理想结果是不存在的,只能达到近似。 $r_{\text{MSE}}$  的取值范围为  $0 \sim \infty$ , 当计算结果越接近 0, 测量值越接近目标值。

### 2.4 数据集

目前已经公开的数据集并不适用于本算法,因此数据集均为自己制作,由三维物体的振幅信息(LeNet 网络结构的输入)及其复振幅信息(LeNet 网络结构的输出)组成。

为提高训练效果,则要丰富数据集样本数量与内容,将样本数量设为 30000 个,数据集里三维物体的复振幅与振幅信息随机生成。利用 Python 语言和 Tensorflow2.0 框架编写代码,确定物体的坐标、

层数与尺寸大小后,随机生成三维物体的复振幅信息与振幅信息,三维物体不能有重合与遮挡。运行编写的代码,生成数据集,用此数据集训练 LeNet 网络结构,误差较小,训练效果较好。总共有二维图像与三维图像两个数据集,每个数据集的训练数据集数量为 30000,测试数据集数量为 10000。因为数据量庞大,为方便统一管理,利用 Python 语言和 Tensorflow2.0 框架编写生成 tfrecords 文件,当开始训练 LeNet 网络时,直接调用此文件即可。

## 3 仿真结果分析

将分层角谱算法与深度学习结合,得到纯相位全息图和物体重建图像,仿真所用语言为 Python,仿真环境为 WIN10 64 位专业版操作系统、内存 16.0 G、显卡 NVIDIA 2060Ti。为证明本文算法的可行性和优越性,进行了两组实验,使用二维的 Lena 图像和建模的三维小火车分别进行仿真实验。

### 3.1 二维图像的仿真实验

选择图像研究领域经典的 Lena 图像作为仿真对象,并与文献[22]算法仿真结果对比,结果如图 3 所示可以看出,本文方法得到的纯相位全息图质量较高,图像表面分布光滑,且重建的图像也较清晰,噪声较少,相比于原算法全息图与重建的图像质量都有较高地提升。

对图像质量进行定量描述,可以避免主观上的视觉误差,常用的定量描述算法为峰值信噪比(PSNR)与结构相似度(SSIM)。

峰值信噪比的数学表达式为

$$p_{\text{PSNR}} = 10 \cdot \log_{10} \left( \frac{m_{\text{MAX}_i}^2}{r_{\text{MSE}}} \right), \quad (5)$$

式中, $m_{\text{MAX}_i}$  表示一幅图像点像素的最大数值, $r_{\text{MSE}}$  表示均方误差,可表示为

$$r_{\text{MSE}} = \frac{1}{m \times n} \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} \|R(i, j) - K(i, j)\|^2, \quad (6)$$

式中, $R$  和  $K$  分别表示两幅  $m \times n$  的图像。

结构相似度可表示为

$$s_{\text{SSIM}}(x, y) = \frac{(2u_x u_y + C_1)(2\sigma_{xy} + C_2)}{(u_x^2 + u_y^2 + C_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2)}, \quad (7)$$

式中, $x, y$  分别表示两幅图像, $u_x, u_y$  分别为  $x, y$  的均值, $\sigma_x, \sigma_y$  分别为  $x, y$  的方差, $\sigma_{xy}$  为  $x, y$  的协方差, $C_1 = (K_1 L)^2, C_2 = (K_2 L)^2, C_3 = C_2/2, L = 2^b - 1, B$  为图像像素的位数, $K_1 = 0.01, K_2 = 0.03$ 。

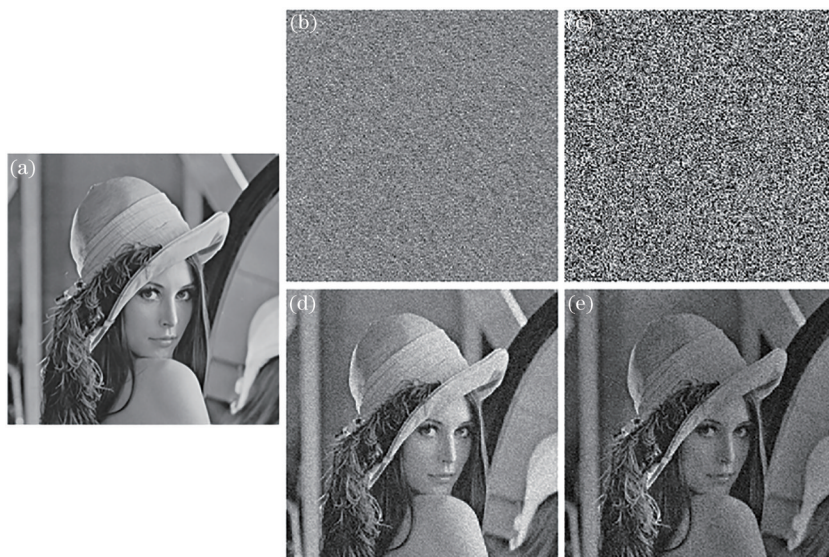


图 3 二维 Lena 图像的对比仿真图。(a)原图;(b)本文算法得到的全息图;(c)文献[22]算法得到的全息图;(d)本文算法重建图像;(e)文献[22]算法重建图像

Fig. 3 Contrast simulation of two-dimensional Lena image. (a) Original image; (b) hologram obtained of the proposed algorithm; (c) hologram obtained by the algorithm in Ref. [22]; (d) reconstructed image of the proposed algorithm; (e) reconstructed image using the algorithm in Ref. [22]

根据峰值信噪比和结构相似度的计算表达式可知,PSNR 和 SSIM(取值范围为 0~1)的值越大,图像质量越好。将 Lena 图像的原图作为计算的参考图像,分别计算图 3(d)和图 3(e)的 PSNR 值和

SSIM 值,计算结果如表 1 所示,从表中看出本算法重建图像的 PSNR 值和 SSIM 值都较大,且大于文献[22]算法重建图像的计算值,从定量描述上证明了本算法有效提高了重建图像的质量。

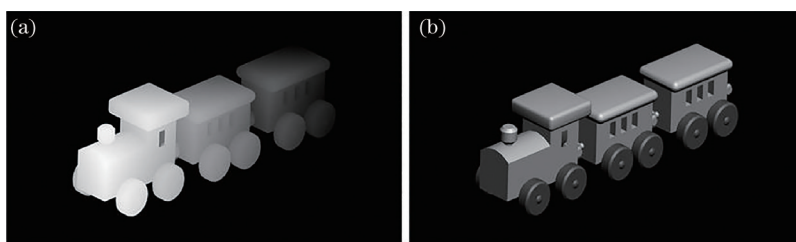


图 4 建模的小火车模型。(a)深度图;(b)明暗图

Fig. 4 Small train model of modeling. (a) Depth map; (b) shading map

表 1 重建图像的 PSNR 和 SSIM

Table 1 PSNR and SSIM of reconstructed image

Parameter	Fig. 3(d)	Fig. 3(e)
$p_{\text{PSNR}}/\text{dB}$	24.3100	15.5758
$s_{\text{SSIM}}$	0.8032	0.5946

本算法得到的全息图与文献[22]算法得到的全息图没有原图作为参考,为定量描述全息图质量问题,采用无参考图像的质量评价方法<sup>[25]</sup>。因为高斯平滑滤波器在空间域和频率域都可以对图像进行有效的滤波,因此将图 3(b)的全息图进行高斯滤波,所得图像作为参考图像,再计算出图 3(b)与图 3(c)的 SSIM 值。高斯公式可表示为

$$G(s, t) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left[-\frac{(s-g)^2 + (t-h)^2}{2\sigma^2}\right], \quad (8)$$

式中,  $(s, t)$  表示当前点坐标,  $(g, h)$  表示对应点坐标。

选择大小为  $7 \times 7$  的高斯平滑滤波器,并且设置  $\sigma = \sqrt{6}$ ,通过此方法可计算出图 3(b)与图 3(c)的 SSIM 值,计算结果如表 2 所示,从表中的数据可知,本算法得到的全息图 SSIM 值较大,且大于文献[22]的 SSIM 值,从定量描述上证明了本算法不仅提高了重建图像的质量,同时提高了纯相位全息图的质量。

表 2 纯相位全息图的 SSIM

Table 2 SSIM of pure phase-only hologram

Parameter	Fig. 3(b)	Fig. 3(c)
$s_{SSIM}$	0.7825	0.4369

### 3.2 三维复杂物体的仿真实验

选择建模的三维小火车作为仿真实验的三维物体,图 4 为建模三维小火车的模型,其中图 4(a)为小火车的深度图,图 4(b)为小火车的明暗图。

将小火车振幅图片输入 LeNet 网络,经过 LeNet 网络预测出小火车复振幅信息,通过分层角谱算法即可得到纯相位全息图与重建像,经过 MSE

损失函数的比较,小火车通过本文提出的循环算法,共循环 10 次达到预期效果,此时输出纯相位全息图和重建图像(三维小火车模型距离全息平面  $d=220\text{ mm}$  处),如图 5 所示,其中图 5(a)为三维小火车纯相位全息图,图 5(b)为三维小火车重建图像。图 5 输出的全息图与重建图像都清晰可见,验证了所提出的改进方法的可行性。

为进一步说明本文所提改进方法的优越性,用文献[22]算法对三维小火车模型在距离全息面分别为  $d_1=210\text{ mm}$ 、 $d_2=220\text{ mm}$ 、 $d_3=230\text{ mm}$  处进行重建,并与改进算法重建的图片进行对比,

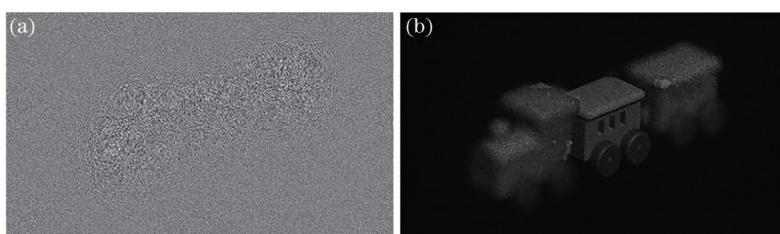


图 5 输出图像。(a)三维小火车纯相位全息图;(b)三维小火车重建图像

Fig. 5 Output image. (a) Phase-only hologram of three-dimensional small train; (b) reconstruction image of three-dimensional small train image

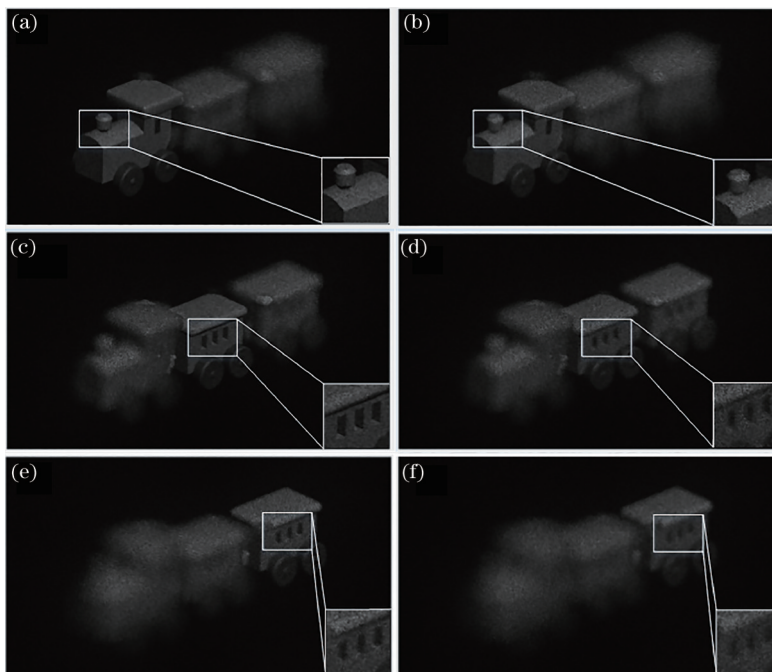


图 6 对比仿真图像。(a)本文方法在  $d_1=210\text{ mm}$  处的重建图像;(b)文献[22]算法在  $d_1=210\text{ mm}$  处的重建图像;(c)本文方法在  $d_2=220\text{ mm}$  处的重建图像;(d)文献[22]算法在  $d_2=220\text{ mm}$  处的重建图像;(e)本文方法在  $d_3=230\text{ mm}$  处的重建图像;(f)文献[22]算法在  $d_3=230\text{ mm}$  处的重建图像

Fig. 6 Contrast simulation images. (a) Reconstructed image of proposed algorithm at  $d_1=210\text{ mm}$ ; (b) reconstructed image at  $d_1=210\text{ mm}$  using the algorithm in Ref.[22]; (c) reconstructed image of proposed algorithm at  $d_2=220\text{ mm}$ ; (d) reconstructed image at  $d_2=220\text{ mm}$  using algorithm in Ref.[22]; (e) reconstructed image of proposed algorithm at  $d_3=230\text{ mm}$ ; (f) reconstructed image at  $d_3=230\text{ mm}$  using the algorithm in Ref.[22]

对比图如图 6(a)~(f)所示。从小火车头部、中部和尾部的对比图和右下角的局部放大图可以看出,本文改进算法重建图像质量明显高于文献[22]算法。

同时,还从不同尺寸的图片计算时间对两种算法进行比较。图片尺寸选择  $512 \times 512$ 、 $1024 \times 1024$ 、 $2048 \times 2048$ 、 $4096 \times 4096$ ,将这四个尺寸的图

片分别在文献[22]算法和所提改进算法上运行,为保证准确性,每种算法的每种尺寸图片使用五组图片,取五组图片运行的平均时间并记录下来,单位为 ms,如表 3 所示。通过表 3 记录的时间可以看出,图片尺寸越大,运行的时间越长,同一尺寸图片下,本文所提算法相比较文献[22]算法运行时间略长,但仍在同一量级内。

表 3 不同尺寸图片运算时间对比

Table 3 Comparison of operation time of different size pictures

Image size	$512 \times 512$	$1024 \times 1024$	$2048 \times 2048$	$4096 \times 4096$
Running time of algorithm in Ref. [22] /ms	3.4	7.9	19.3	45.9
Running time of improved algorithm /ms	4.1	8.9	20.2	49.4

## 4 实验与结果

实验采用的三维显示装置如图 7 所示。光源是波长为 532 nm 的固体激光器,空间光调制器为反射式纯相位空间光调制器(HoloEye 'Pluto'),像素为  $1920 \times 1080$  pixel,像元尺寸为  $8 \mu\text{m}$ 。激光通过准直扩束系统、偏振片、分束器后,激光垂直入射到载有纯相位全息图的空间光调制器上。空间光调制器对每个像素进行调制,然后经过 4f 系统,最后利用 Canon 500D 相机用于沿光轴捕获重建图像。

采用图 7 所示的装置图,对本文算法、文献[22]算法、文献[23]分层角谱算法生成的全息图进行光学再现,小火车模型距离全息面分别为  $d_1 = 210$  mm、 $d_2 = 220$  mm、 $d_3 = 230$  mm,实验结果如图 8 所示。

通过图 8 中的小火车头部、中部与尾部的对比图可以发现,本算法与文献[23]分层角谱算法得到的实验重建图像清晰可见,且重建图像质量好于文献[22]算法得到的实验重建图像,从图中右下角的局部细节放大图,局部细节放大图为图 8(a)~(i)中右下角带有白色边框的图像。可以更加明显地看出三种算法实验重建图像的清晰度差别。同时,从图 8 可以看出,本算法的实验重建图像与文献[23]相比较质量相当,本算法利用训练好的 LeNet 网络结构,通过三维物体的振幅信息推断出物体的振幅信息与深度信息,再采用分层角谱算法计算得到纯相位全息图与重建图像,而文献[23]所提出的分层角谱算法,是在已知三维物体的振幅信息与深度信息情况下,利用角谱传播方法计算得出全息图与重建像,由此彰显了本算法的优越性。

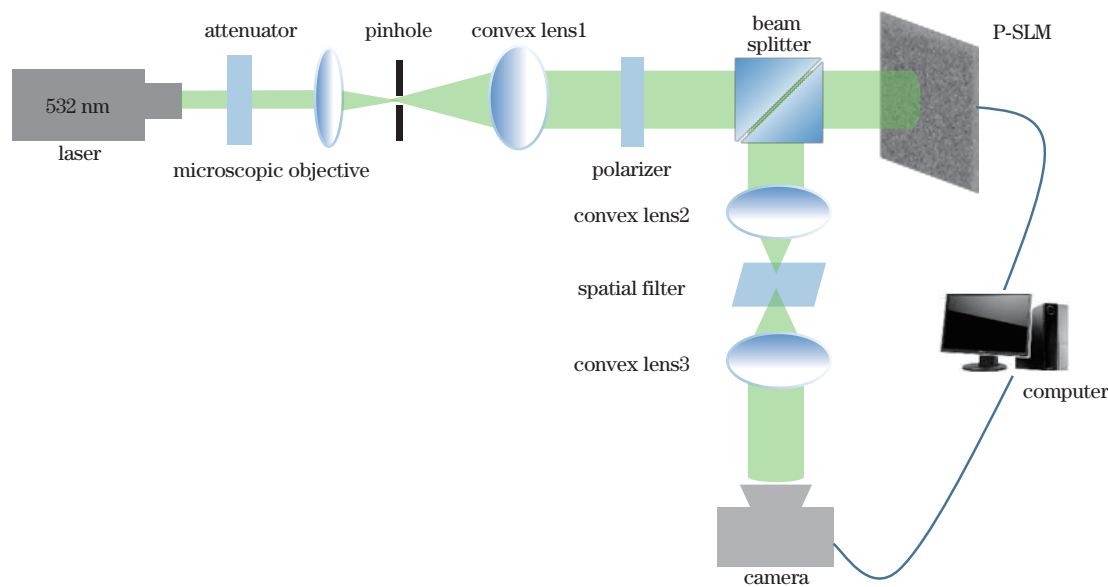


图 7 实验装置图

Fig. 7 Experimental light path diagram

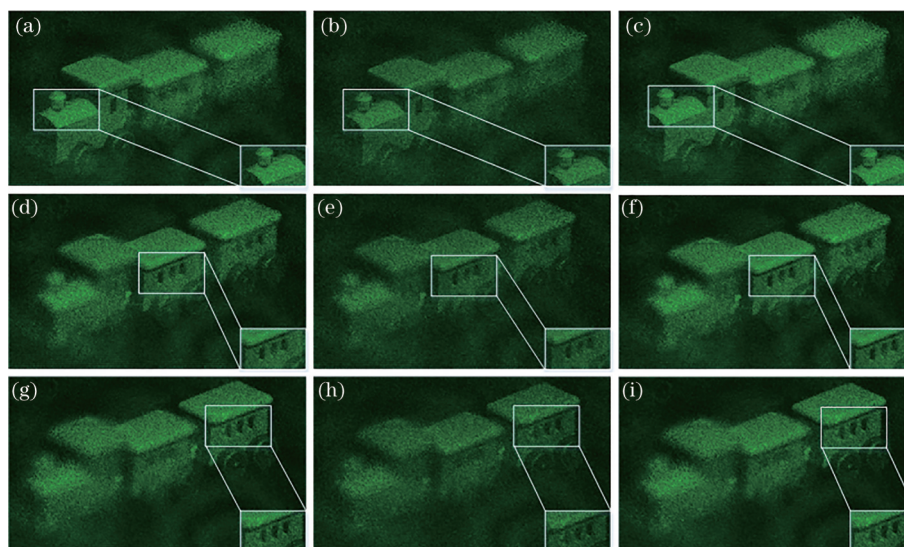


图 8 实验重建图像。(a)本文方法在  $d_1 = 210$  mm 处的重建图像;(b)文献[22]算法在  $d_1 = 210$  mm 处的重建图像;(c)文献[23]算法在  $d_1 = 210$  mm 处的重建图像;(d)本文方法在  $d_2 = 220$  mm 处的重建图像;(e)文献[22]算法在  $d_2 = 220$  mm 处的重建图像;(f)文献[23]算法在  $d_2 = 220$  mm 处的重建图像;(g)本文方法在  $d_3 = 230$  mm 处的重建图像;(h)文献[22]算法在  $d_3 = 230$  mm 处的重建图像;(i)文献[23]算法在  $d_3 = 230$  mm 处的重建图像

Fig. 8 Experiment reconstruction images. (a) Reconstructed image of the proposed algorithm at  $d_1 = 210$  mm; (b) reconstructed image at  $d_1 = 210$  mm using the algorithm in Ref. [22]; (c) reconstructed image at  $d_1 = 210$  mm using the algorithm in Ref. [23]; (d) reconstructed image of the proposed algorithm at  $d_2 = 220$  mm; (e) reconstructed image at  $d_2 = 220$  mm using the algorithm in Ref. [22]; (f) reconstructed image at  $d_2 = 220$  mm using the algorithm in Ref. [23]; (g) reconstructed image of the proposed algorithm at  $d_3 = 230$  mm; (h) reconstructed image at  $d_3 = 230$  mm using the algorithm in Ref. [22]; (i) reconstructed image at  $d_3 = 230$  mm using the algorithm in Ref. [23]

## 5 结 论

深度学习被广泛应用于三维显示领域,并取得了丰硕的研究成果,针对传统的纯相位全息成像方法存在的耗费时间长、成像质量不高问题,提出了一种将深度学习与分层角谱算法结合的全新算法。利用训练好的 LeNet 网络模型预测出物体的全部复振幅信息,并引入面向层结构的分层角谱算法,生成高质量纯相位全息图与重建图像,实现了复杂三维物体的重建。在二维模拟仿真实验中,本算法制作的纯相位全息图 SSIM 值和重建图像的 PSNR 值、SSIM 值均高于文献[22]算法。在三维复杂物体的仿真实验中,重建的小火车不论是头部、中部、尾部的质量都高于文献[22]算法。仿真结果证明所提的方法可以得到质量较高的纯相位全息图和重建的三维物体图像,同时,实验表明本算法可得到较高质量的三维物体再现像。在提高成像质量的基础上,通过不同尺寸图片运行时间的实验结果可知,本算法运行时间仍与文献[22]算法运行时间在同一量级内。基于本研究的工作,下一步将优化

神经网络结构,在缩短计算时间的同时进一步提高成像质量。

## 参 考 文 献

- [1] Wang D C, Wang H N. About stereoscopic vision and true 3D volumetric display technology[J]. *Advanced Display*, 2009(9): 16-26, 29.  
王冬翠,王惠南.关于立体视觉与真三维立体显示技术[J]. *现代显示*, 2009(9): 16-26, 29.
- [2] Wang Q H. 3D display technology and devices[M]. Beijing: Science Press, 2011.  
王琼华. 3D 显示技术与器件[M]. 北京: 科学出版社, 2011.
- [3] Xiao X, Javidi B, Martinez-Corral M, et al. Advances in three-dimensional integral imaging: sensing, display, and applications [Invited][J]. *Applied Optics*, 2013, 52(4): 546-560.
- [4] Wang Z, Cao L C, Zhang H, et al. Three-dimensional display based on volume holography[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2015, 42(9): 0909003.  
王靖,曹良才,张浩,等.基于体全息三维显示方法[J]. *中国激光*, 2015, 42(9): 0909003.



- [5] Pan Y J, Liu J, Li X, et al. A review of dynamic holographic three-dimensional display: algorithms, devices, and systems[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2016, 12(4): 1599-1610.
- [6] Zhang H, Cao L C, Jin G F, et al. Progress on lensless digital holography imaging based on compressive holographic algorithm[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, 57(8): 080001.  
张华, 曹良才, 金国藩, 等. 基于压缩感知算法的无透镜数字全息成像研究[J]. *激光与光电子学进展*, 2020, 57(8): 080001.
- [7] Chang E Y, Choi J, Lee S, et al. 360-degree color hologram generation for real 3D objects[J]. *Applied Optics*, 2018, 57(1): A91-A100.
- [8] Xu Q, Meng F H, Xie Z, et al. Research on computer generated holograms[J]. *Physics Experimentation*, 2018, 38(1): 1-7.  
徐乾, 孟凡昊, 谢铮, 等. 计算全息显示技术的研究[J]. *物理实验*, 2018, 38(1): 1-7.
- [9] Li B, Wang J, Chen C, et al. Spherical self-diffraction for speckle suppression of a spherical phase-only hologram[J]. *Optics Express*, 2020, 28(21): 31373-31385.
- [10] Wu Y, Wang J, Chen C, et al. Generation of phase-only Fourier hologram based on double phase method and quantization error analysis[J]. *IEEE Photonics Journal*, 2020, 12(5): 1-13.
- [11] Sui X M, He Z H, Jin G F, et al. Band-limited double-phase method for enhancing image sharpness in complex modulated computer-generated holograms[J]. *Optics Express*, 2021, 29(2): 2597-2612.
- [12] Sui X M, He Z H, Zhang H, et al. Spatiotemporal double-phase hologram for complex-amplitude holographic displays[J]. *Chinese Optics Letters*, 2020, 18(10): 100901.
- [13] Ulkar M G, Baykas T, Pusane A E. VLCnet: deep learning based end-to-end visible light communication system[J]. *Journal of Lightwave Technology*, 2020, 38(21): 5937-5948.
- [14] de Silva T, Chew E Y, Hotaling N, et al. Deep-learning based multi-modal retinal image registration for the longitudinal analysis of patients with age-related macular degeneration[J]. *Biomedical Optics Express*, 2021, 12(1): 619-636.
- [15] Zou C, Yang F. Dimming-aware deep learning approach for OOK-based visible light communication[J]. *Journal of Lightwave Technology*, 2020, 38(20): 5733-5742.
- [16] Rivenson Y, Wu Y, Ozcan A. Deep learning in holography and coherent imaging[J]. *Light, Science & Applications*, 2019, 8: 85.
- [17] Xiao K, Tian L J, Wang Z Y. Fast super-resolution fluorescence microscopy imaging with low signal-to-noise ratio based on deep learning[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2020, 47(10): 1007002.  
肖康, 田立君, 王中阳. 基于深度学习的低信噪比下的快速超分辨荧光显微成像[J]. *中国激光*, 2020, 47(10): 1007002.
- [18] Meng L, Hu H F, Hu J Z, et al. Image reconstruction of multimode fiber scattering media based on deep learning[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2020, 47(12): 1206005.  
孟录, 胡海峰, 胡金洲, 等. 基于深度学习的多模光纤散射介质成像重建[J]. *中国激光*, 2020, 47(12): 1206005.
- [19] Gerchberg R W, Saxton W O. A practical algorithm for the determination of phase from image and diffraction plane pictures[J]. *Optik*, 1972, 35(2): 237-246.
- [20] Wang F, Bian Y M, Wang H C, et al. Phase imaging with an untrained neural network[J]. *Light, Science & Applications*, 2020, 9: 77.
- [21] Rivenson Y, Zhang Y, Günaydin H, et al. Phase recovery and holographic image reconstruction using deep learning in neural networks[J]. *Light, Science & Applications*, 2018, 7: 17141.
- [22] Eybposh M H, Caira N W, Atisa M, et al. DeepCGH: 3D computer-generated holography using deep learning[J]. *Optics Express*, 2020, 28(18): 26636-26650.
- [23] Zhao Y, Cao L C, Zhang H, et al. Accurate calculation of computer-generated holograms using angular-spectrum layer-oriented method[J]. *Optics Express*, 2015, 23(20): 25440-25449.
- [24] LeCun Y, Bottou L, Bengio Y, et al. Gradient-based learning applied to document recognition[J]. *Proceedings of the IEEE*, 1998, 86(11): 2278-2324.
- [25] Liu H Z. Study on the method of quality assessment for digital holographic image of cell[D]. Chongqing: Chongqing University, 2016.  
刘慧珍. 细胞数字全息图像的质量评价方法研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2016.