

引用格式: CHEN Yifan, SUN Zhe, LI Xuelong. Underwater Single-pixel Imaging Method Based on Object Search and Detail Enhancement[J]. Acta Photonica Sinica, 2024, 53(4):0401001

陈翼钊, 孙哲, 李学龙. 基于目标搜寻和细节增强的水下单像素成像方法[J]. 光子学报, 2024, 53(4):0401001

# 基于目标搜寻和细节增强的水下单像素 成像方法

陈翼钊, 孙哲, 李学龙

(西北工业大学 光电与智能研究院, 西安 710072)

**摘 要:**针对当前水下单像素成像方法侧重于从整体角度重构目标图像,难以理想地恢复目标细节的问题,提出了一种基于目标搜寻和细节增强的水下单像素成像方法。目标搜寻旨在从图像中判断出目标部分和背景部分,从而增强目标信号,降低背景噪声;细节增强旨在学习采集信息的细粒度特征、增强重构图像的细粒度特征。首先用传统单像素成像方法快速重构目标图像;其次通过判断各行、各列最大像素点的差值来区别目标和背景环境;最后用基于分块模型的神经网络学习目标的细粒度特征,提高目标图像的细节部分。为了验证提出方法的可靠性,重构了空间环境和水下环境中的目标图像,实验结果表明,在两种实验环境下,该方法都可以较好地保存目标的细节信息,获得高质量的目标图像。

**关键词:**单像素成像;深度学习;细粒度特征;分块模型;图像重构

中图分类号:O438

文献标识码:A

doi:10.3788/gzxb20245304.0401001

## 0 引言

单像素成像(Single Pixel Imaging, SPI)通过关联随机光场和目标表面光强重构目标图像,有利于保持所采集光强的信息涨落趋势,具有在光学不友好环境下获得清晰、准确目标图像的潜力,尤其是在散射介质成像及远距离探测等大范围动态场景下获得高分辨图像方面具有独特优势,已成功应用于显微成像<sup>[1-2]</sup>、X射线成像<sup>[3-4]</sup>、雷达成像<sup>[5-6]</sup>等领域,为进一步应用于水下监测、海底观测、水下对接等提供一种新方案。然而单像素探测器(Single Pixel Detector, SPD)采集的一维信号不能有效地保留空间信息,导致SPI很难理想地恢复目标的细节部分。

压缩感知技术能够精确重构稀疏信号,这意味着即使在采样数据较少的情况下也能有效地提取大量信息。因此,该技术为降低水下单像素成像所需的采样率提供了可能性<sup>[7-9]</sup>。仲亚军等<sup>[10]</sup>提出了一种针对多散斑图的差分压缩单像素成像方案,通过探测多个独立的散斑图,降低热光单像素成像方案对探测器高时间分辨率的要求。CHEN Y等<sup>[11]</sup>分析了压缩感知单像素成像的原理以及图像梯度的积分,并将其用于优化重建图像的过程,解决了低采样率下生成图像畸变大的问题。LI Y等<sup>[12]</sup>提出了一种高分辨率压缩成像框架,将编码曝光与时间延迟集成相结合,利用线内电荷转移特性来实现空间编码,极大提高了重建图像的质量。但是压缩感知辅助下的单像素成像需要较长的重建时间且生成图像的细节会被模糊化。

随着卷积神经网络在图像处理、信息提取等方面的卓越表现,研究者们尝试将深度学习融入到SPI中,在低光照、强散射的水下环境中实现快速且高质量的成像<sup>[13-15]</sup>。BARBASTATHIS G等<sup>[16]</sup>分析了当前基于深度学习的单像素成像方法,探讨了在复杂环境下成像物理学如何帮助训练神经网络的参数,促进了该领域的进一步发展。REN Z等<sup>[17]</sup>提出了一种基于数据驱动的端到端深度学习框架,在不需要任何先验图像的

基金项目:国家重点研发计划(No. 2022YFC2808003),中央高校基本科研业务费(No. D5000220481)

第一作者:陈翼钊,chenyifan1@mail.nwpu.edu.cn

通讯作者:孙哲,sunzhe@nwpu.edu.cn;李学龙,li@nwpu.edu.cn

收稿日期:2023-10-07;录用日期:2023-11-28

<http://www.photon.ac.cn>

情况下生成高质量的重建图像,消除了对先验图像的需求。GAO Z等<sup>[18]</sup>尝试使用混合模拟数据训练深度神经网络,提高单像素成像在不同散射介质中重建目标图像的能力,使得不确定场景的单像素成像得到广泛应用。但训练神经网络通常需要采集大量的训练数据,且在未训练过的场景中成像质量会极大降低,影响目标的细节部分,降低了基于深度学习的单像素成像方法在实际场景中的应用能力。

近年有研究者提出使用自监督的方式来训练神经网络,以此提高神经网络对场景的泛化性,在复杂、多变的水下环境中实现高质量成像<sup>[19-21]</sup>。LIU S等<sup>[22]</sup>提出基于未训练神经网络的单像素成像方法,将单像素采集器收集的一维光强度作为网络的输入,通过网络和单像素成像过程的交互来自动优化生成的图像。WANG F等<sup>[23]</sup>将单像素成像的物理模型结合到深度神经网络中,以此实现高分辨率成像,极大提高单像素成像的实际应用能力。WANG F等<sup>[24]</sup>在数据驱动和模型驱动算法之间构建了联系,使得在处理远距离、高分辨率单像素成像场景下的逆向问题时,能够同时利用数据先验和物理先验信息。但这些方法侧重于从整体角度重构目标图像,没有充分考虑采集信息的细粒度特征,不能很好地恢复图像的细节信息<sup>[25]</sup>。

为了在复杂、多变的水下环境中高质量重构目标图像,恢复目标细节,本文提出了基于目标搜寻和细节增强的水下单像素成像方法,使用单像素成像方法以极低的采样率快速重构目标图像,通过判断各行、各列最大像素点的差值来区别目标和背景环境,利用基于分块模型的神经网络学习目标的细粒度特征,提高目标图像的细节部分。此外,使用自监督的方式来限制网络参数的收敛,可以极大降低训练数据集的采集成本。

## 1 原理及方法

基于目标搜寻和细节增强的水下单像素成像方法的结构如图1所示。该方法所需的实验设备包括半导体激光光源、数字微镜器件(Digital Micromirror Device, DMD)、2 m×0.8 m×1 m的水池、被测目标(使用铝合金板切割的字母“I”,“O”,“P”,“E”和“N”)、单像素探测器和深度学习计算机。激光光源入射到DMD之后,DMD从计算机导入预先存储的散斑序列,实现对光源的调制。调制光穿过水池直射在目标上,单像素

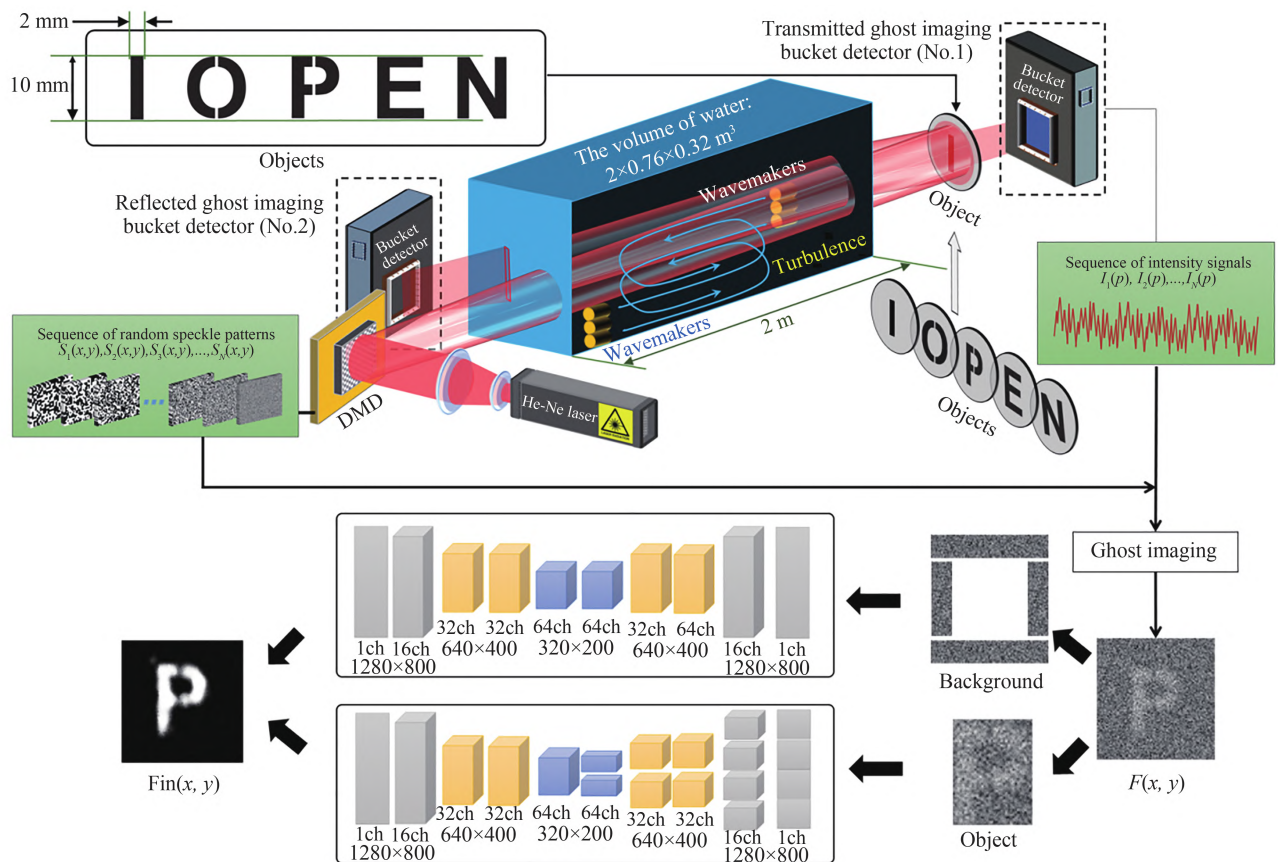


图1 基于目标搜寻和细节增强的水下单像素成像方法的结构

Fig. 1 The structure of underwater single-pixel imaging based on object search and detail enhancement

探测器捕捉透过目标的光信号强度,并将光信号序列强度传送到计算机上。在计算机上建立了信号采集及图像重构算法,将光强信息和散斑信息进行关联计算,以获取目标图像。为了增强图片中目标的细粒度信息并降低环境噪声,判断各行、各列最大像素点的差值来区别目标和背景环境。使用基于分块模型的神经网络学习目标的细粒度特征,恢复目标图像的细节部分,背景部分则使用编解码网络来降低其噪声。其中,激光器选择波长为 $\lambda=532\text{ nm}$ 的10 mW激光器;散斑投影频率为50 Hz;DMD包含1 280×800方形微镜阵列(10.6  $\mu\text{m}$ 间距);在水池中,有两个造波器产生湍流,流速为 $4.8\times 10^4\text{ L/h}$ ;被测目标由五个激光切割发射字母“I”、“O”、“P”、“E”和“N”组成。

### 1.1 图像重构原理

基于随机光场 $S_N(x,y)$ 与单像素探测器探测光强 $I_N(P)$ 的二阶关联运算来获取图像信息,利于保持所采集光强信息涨落趋势,对散射介质成像及远距离探测等大范围动态场景实现高分辨成像具有独特优势,具体计算公式为<sup>[25]</sup>

$$F(x,y)=\left\langle \delta[S_N(x,y)]\cdot\left[I_N(P)-\frac{\left\langle I_N(P)\iint S_N(x,y)\text{d}x\text{d}y\right\rangle}{\left\langle \iint S_N(x,y)\text{d}x\text{d}y\right\rangle}\right]\right\rangle \quad (1)$$

式中, $F(x,y)$ 代表重构图像, $\delta[S_N(x,y)]=S_N(x,y)-\langle S_N(x,y)\rangle$ , $N$ 代表总共采集的次数, $\langle\cdot\rangle$ 代表所有采集次数的平均值, $\iint(\cdot)$ 代表 $S_N(x,y)$ 所有像素点之和的值。

### 1.2 目标搜寻原理

由于重构目标图像有很强的背景噪声,为了增强目标图像细节,将重构图像的目标部分和背景部分区分开。使用基于分块模型的神经网络学习目标部分的细粒度特征,提高目标图像的细节,使用编解码网络来对背景进行处理。

目标搜寻的公式为

$$P_{\text{up}}=\text{IF}(\max(F(x,y)(i+1,))-\max(F(x,y)(i,))>\text{threshold}, i+1) \quad (2)$$

$$P_{\text{down}}=\text{IF}(\max(F(x,y)(i,))-\max(F(x,y)(i+1,))>\text{threshold}, i) \quad (3)$$

$$P_{\text{left}}=\text{IF}(\max(F(x,y)(,j+1))-\max(F(x,y)(,j))>\text{threshold}, j+1) \quad (4)$$

$$P_{\text{right}}=\text{IF}(\max(F(x,y)(,j))-\max(F(x,y)(,j+1))>\text{threshold}, j) \quad (5)$$

式中, $P_{\text{up}}$ 、 $P_{\text{down}}$ 、 $P_{\text{left}}$ 、 $P_{\text{right}}$ 代表目标的上、下、左、右坐标界限;IF( $\cdot$ )是指当函数内的条件满足时,函数值为最右侧的数值; $\max(\cdot)$ 用来求各行或各列像素点的最大值; $i$ 表示重构图像的行数, $j$ 表示重构图像的列数;threshold是一个常数值,用来判断该像素点属于目标还是背景部分,为了使目标部分尽可能被选择出来,该值一般设置的较大一些。该方法主要利用目标部分的像素点值大于背景部分像素点值的原理来提取目标。当使用差分关联成像(Differential Ghost Imaging, DGI)<sup>[26]</sup>算法重构出目标轮廓时,目标部分的像素值和背景部分的像素值一定会有差异。因此通过像素值的差别来区分目标和背景部分是合理的。需要注意的是,如果采集光强信息的方式为透射式,那么目标部分的像素值则会高于背景部分的像素值,此时选择目标的公式为式(2)~(5)。如果采集光强信息的方式为反射式,那么目标部分的像素值则会低于背景部分的像素值,此时式(2)~(5)中 $\max(\cdot)$ 函数要替换为 $\min(\cdot)$ 函数。若最终没有选择出目标部分,则默认将整张图片都作为目标部分。

### 1.3 基于分块模型的神经网络

为了提升目标细节部分的像素值,同时降低背景噪声的像素值,将分块模型嵌入到编解码网络中,编码器将特征分割为不同的部分来探索图像的细粒度特征,增强图像细节。解码器利用反卷积操作将提取的特征恢复到原始维度。其中编码器由卷积层和最大值池化层组成,解码器由反卷积层和卷积层组成,所有卷积核的尺寸均为 $5\times 5$ 。编码器和解码器通过一个卷积核为 $5\times 5$ 的卷积层连接。卷积层可以用来提取特征的有用信息并加深或降低特征的通道数,最大值池化层可以用来消除冗余数据并降低特征的维度,反卷积层则是用来将提取的特征恢复为初始的维度。该方法对神经网络深度和分块数的选择没有限制。因此,优化神经网络深度和分块数可能会产生更好的结果。此外,使用单像素探测器采集的光强作为标签来限制网



络参数的收敛,这种自监督训练方式可以极大降低训练数据集的采集成本并提高方法的泛化能力。

训练神经网络所用的损失函数为

$$\text{Loss} = \|\text{Fin}(x, y) \cdot S_N(x, y) - I_N(P)\|^2 \quad (6)$$

式中,  $\text{Fin}(x, y)$  是重构出的最终图像,  $S_N(x, y)$  是散斑序列, 通过将重构图像和散斑序列的点乘可以计算出重构图像在对应散斑序列下的预测光强度, 图像的预测光强度和单像素探测器采集的强度  $I_N(P)$  之差作为训练网络的损失函数。

## 2 实验结果和分析

为了验证提出方法的有效性, 模拟空间和水下环境并进行了对比实验。如图 1 所示, 在模拟的水下环境中, 调制光需要先穿过 2 m 的水环境才能到达物体, 且 SPD 和目标位于同一测, 在记录穿过目标的光强序列后传输给计算机进行处理。在两种环境中, 分别采集每个目标 500、750、1 000、1 250、1 500 次的强度数据, 对应的采样率分别为 0.049%、0.073%、0.098%、0.122%、0.146%。准备了五个字母“T”, “O”, “P”, “E”和“N”作为被测目标。最后, 使用衬噪比 (Contrast-to-Noise Ratio, CNR) 和分辨率作为重构图像质量的评价指标。衬噪比<sup>[27]</sup>根据对象信号强度和背景信号强度计算得出, 并归一化为图像噪声。分辨率描述了图像能够表示物体的详细程度, 数值越低, 表示分辨率越高, 使用文献[28]中介绍的方法进行计算。

### 2.1 不同方法重构图像的衬噪比和分辨率

首先, 在空间环境中对相同的目标进行图像重构。实验中, 使用传统关联成像方法 (Traditional Ghost Imaging, TGI) 和 DGI 作为对比方法, 这两种方法都将散斑图案和 SPD 收集的光强度信号进行二阶相关运算来重构目标图像。在本次实验中, 收集了每个目标 1 500 次强度信息 (采样率 0.146%), 并将其和对应的 1 500 个散斑信息作为每种方法的输入。DGI、TGI 以及本文提出方法重构的目标图像, 如图 2(a) 部分所示,

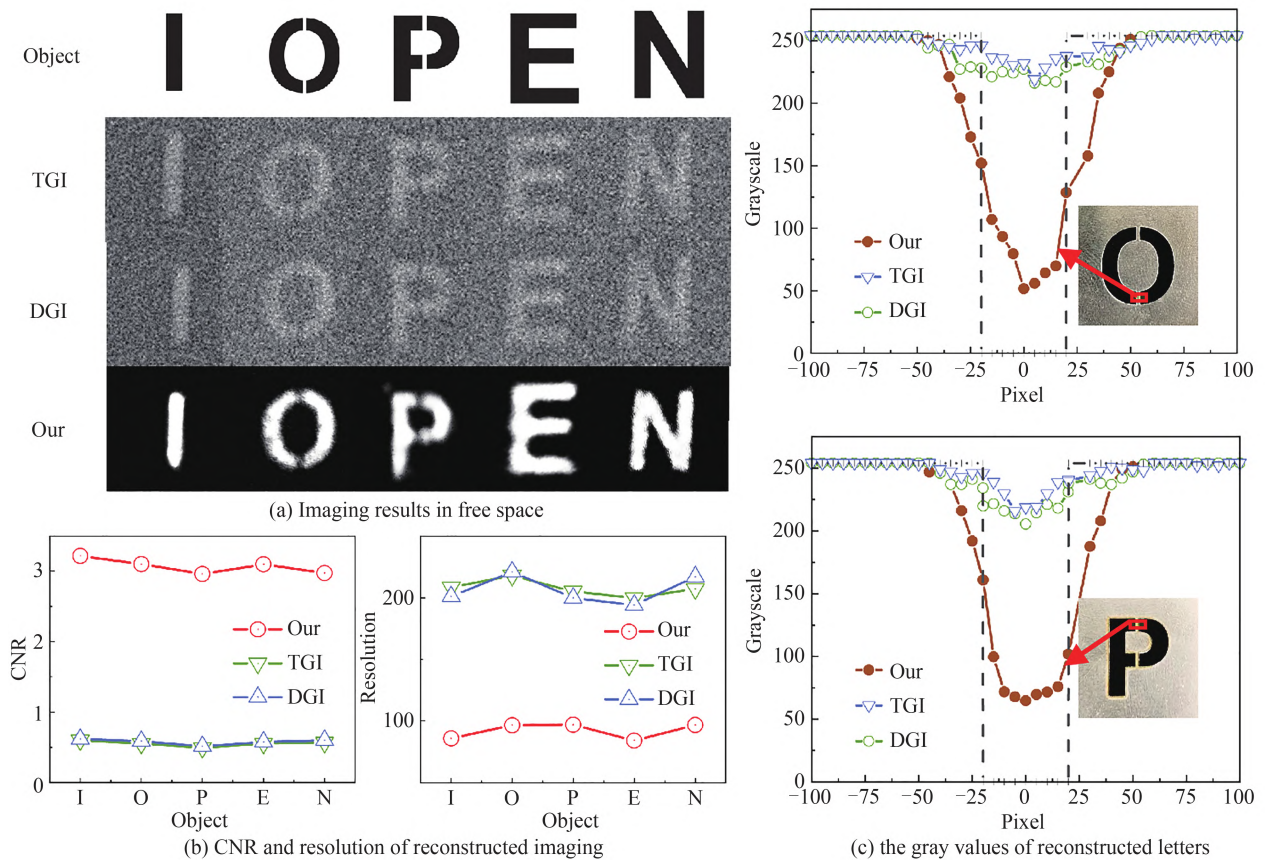


图 2 空间环境中成像结果, 对应的衬噪比和分辨率, 以及重构图像在双缝处的灰度值分布

Fig. 2 Imaging results in free space, the corresponding CNR and resolution, and the gray values of the reconstructed images at the slit part

可以看出,TGI、DGI方法在低采样率下重构的图像有较强的背景噪声。而在同样的采样率下,本文提出的方法可以很好地重建目标图像,并且几乎没有背景噪声的影响。值得一提的是,重构图像细节部分也能很好地展现,比如字母“O”和“P”的双缝。图 2(c)展示了使用不同方法重构字母“O”和“P”的图像在狭缝处的灰度值。横坐标 Pixel 表示狭缝的水平位置,纵坐标 Grayscale 表示该位置的平均垂直灰度值。可以明显地看到,使用提出的方法时,字母“O”和字母“P”的重构图像在狭缝部分的灰度值更接近目标图像背景的灰度值,证明了该方法在重建图像细节方面的有效性。

为了定量分析本文提出方法的优越性,使用不同方法重建图像,并计算相应的衬噪比及分辨率,实验结果如图 2(b)部分所示。可以看出,本文提出方法重构图像的衬噪比远高于 DGI 和 TGI。证明该方法可以利用编解码结构,极大地去除图像噪声并显著增强图像信号。另一方面,该方法重构图像的分辨率也明显高于 DGI 和 TGI。这是由于本文提出的方法从重构图像中搜寻出目标部分,使用基于分块的模型学习目标的细粒度特征,提升了目标的细节部分,并使用编解码网络来去除图像中的背景噪声。该方法融入神经网络,充分结合神经网络的信息提取能力,在低光照、高散射的水下环境中能够以极低采样率高质量重构目标图像。

## 2.2 不同迭代次数重构图像的衬噪比和分辨率

为了进一步定量验证本文提出方法的优势,计算了在空间环境中不同迭代次数下重构图像的衬噪比和分辨率,实验结果如表 1 和表 2。实验中设置了五种不同的迭代次数,分别为 500 次、750 次、1 000 次、1 250 次、1 500 次,对应的采样率分别为 0.049%、0.073%、0.098%、0.122%、0.146%。从表 1 可以看出,在不同迭代次数下,提出方法对所有目标重构图像的衬噪比都远高于 DGI 和 TGI,甚至在迭代 500 次后重构图像衬噪比都远高于 DGI 和 TGI 迭代 1 500 次后的重构图像,证明了该方法在低采样率下去除图像噪声、增强图像信号的能力。从表 2 中同样可以看出,本文提出的方法在迭代 500 次后重构图像分辨率远优于 DGI 和 TGI 迭代 1 500 次后的重构图像,证明了提出的方法在增强重构图像细节方面的能力。

表 1 TGI、DGI 和本文提出的方法在自由空间中不同迭代次数下重构图像的衬噪比

Table 1 The CNR of the retrieved images with different iterations by the methods of TGI, DGI and proposed method in free space

Symbol	500 iterations			750 iterations			1 000 iterations			1 250 iterations			1 500 iterations		
	Our	TGI	DGI	Our	TGI	DGI	Our	TGI	DGI	Our	TGI	DGI	Our	TGI	DGI
I	2.09	0.47	0.52	2.50	0.53	0.56	2.91	0.56	0.57	3.15	0.58	0.59	3.22	0.60	0.62
O	2.00	0.32	0.34	2.20	0.40	0.41	2.32	0.45	0.48	2.70	0.51	0.54	3.10	0.55	0.59
P	2.08	0.30	0.32	2.18	0.36	0.38	2.60	0.41	0.42	2.80	0.45	0.47	2.96	0.49	0.52
E	1.79	0.34	0.36	2.35	0.40	0.42	2.61	0.45	0.47	2.90	0.51	0.53	3.10	0.56	0.58
N	1.70	0.33	0.35	2.04	0.41	0.43	2.30	0.47	0.49	2.68	0.53	0.56	2.98	0.57	0.60

表 2 TGI、DGI 和本文提出的方法在自由空间中不同迭代次数下重构图像的分辨率

Table 2 The resolution of the retrieved images with different iterations by the methods of TGI, DGI and proposed method in free space

Symbol	500 iterations			750 iterations			1 000 iterations		
	Our	TGI	DGI	Our	TGI	DGI	Our	TGI	DGI
I	128.67	229.69	224.23	95.37	226.27	221.98	90.88	222.37	217.19
O	150.25	221.53	234.22	112.36	229.34	233.17	103.58	225.68	227.25
P	138.49	221.64	219.51	117.69	200.45	214.18	102.36	215.91	209.49
E	141.35	211.63	213.03	100.37	209.32	211.83	91.88	204.29	204.73
N	150.36	239.57	239.25	124.66	228.22	234.35	110.95	219.35	222.12

Symbol	1 250 iterations			1 500 iterations		
	Our	TGI	DGI	Our	TGI	DGI
I	88.66	221.46	209.59	85.97	208.62	201.21
O	100.36	221.87	224.24	96.59	218.14	221.24
P	98.57	211.14	203.34	97.05	205.26	199.94
E	85.69	202.56	198.25	84.14	199.93	194.13
N	100.65	209.24	219.25	96.74	207.31	217.21



### 2.3 不同的方法在水下环境中的重构图像及对应的衬噪比和分辨率

为了验证提出方法的泛化能力,在湍流水环境中进行1500次迭代的透射和反射SPI实验。该方法并不是简单地对传统方法的二值化操作,因此使用带有正信号增强的差分关联成像方法(Differential Ghost Imaging with Enhanced Positive Signals, SDGI)作为对比方法。SDGI是通过对DGI生成的图像进行二值化而生成的,其中包括将负像素点设置为零并统一正像素点。图3展示了TGI、DGI、SDGI以及本文提出的方法使用相同散斑序列和强度信号重构的目标图像,以及它们相应的衬噪比和分辨率。结果表明,本文提出方法对所有目标重构图像的衬噪比均比TGI、DGI和SDGI重构图像的衬噪比高出7倍以上。同时,提出方法对所有目标重构图像的分辨率也远优于TGI和DGI。进一步表明了该方法利用编解码器网络,提高了图像信息提取能力。此外,SDGI对所有目标重构图像的衬噪比都低于DGI重构图像的衬噪比,这主要是由于SDGI可能错误地将正像素点归零和将负像素点归一化,从而导致图像中数据丢失和背景噪声。SDGI生成图像的分辨率固定为最小单位 $5.86\text{ }\mu\text{m}$ ,因为其像素仅包含0和1的二进制值。将提出的方法和SDGI进行比较,可以表明提出的方法不是依靠简单的二值化来去除图像背景噪声,而是利用神经网络优越的信息提取能力提取到目标特征,并通过卷积操作去除背景噪声。值得注意的是,所有的重构图像都表现出扭曲和关键细节缺失,这是由于水的散射和折射造成的图像像差。表明该方法主要为了降低采样率并提高图像质量和图像细节,因此无法纠正光场变形造成的图像失真。

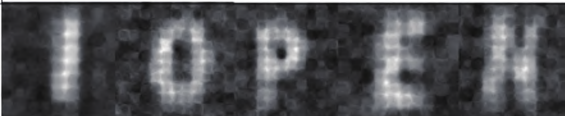
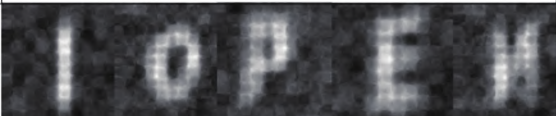
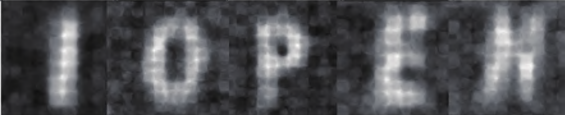





Object	Transmitted GI with a 2 m distance and $4.8\times 10^4$ L/h turbulence					Reflected GI with a 4 m distance and $4.8\times 10^4$ L/h turbulence				
TGI										
CNR	0.375	0.354	0.355	0.349	0.347	0.356	0.339	0.348	0.347	0.339
Resolution	239.757	248.578	239.547	225.587	229.548	242.683	249.986	241.231	227.475	232.572
DGI										
CNR	0.401	0.374	0.368	0.357	0.351	0.391	0.359	0.356	0.351	0.342
Resolution	232.514	245.548	228.487	222.878	226.487	242.683	249.986	241.231	227.475	232.572
SDGI										
CNR	0.397	0.363	0.359	0.346	0.346	0.378	0.346	0.348	0.345	0.337
Resolution	5.86	5.86	5.86	5.86	5.86	5.86	5.86	5.86	5.86	5.86
Our										
CNR	2.583	2.127	2.216	2.187	1.996	2.499	2.117	2.156	2.137	1.968
Resolution	91.214	99.652	99.872	91.657	100.021	93.145	100.585	101.657	93.671	102.524

图3 湍流水环境中成像结果以及对应的衬噪比和分辨率

Fig. 3 Imaging results in turbulent water and the corresponding CNR and resolution

## 3 结论

本文提出了基于目标搜寻和细节增强的水下单像素成像方法。该方法充分结合了单像素成像抗环境干扰的能力和分块模型高效提取信息、增强细节方面的优势,为在低光照、高散射的水下环境中高质量重构目标图像提供了技术支持。另一方面,该方法通过判断各行、各列最大像素点间的差值从图像中搜索出具体目标,以便于进一步提升目标细节,降低背景噪声。此外,使用单像素探测器采集的光强作为标签来限制网络参数的收敛,可以极大降低训练数据集的采集成本。结果表明,提出的方法在未知空间环境和水环境

中均能够以低采样率高质量重构出目标图像,为恶劣环境下的目标成像提供了新的解决方案,进一步扩大了SPI的应用范围。

## 参考文献

- [1] WANG Z, ZHAO T, CAI Y, et al. Rapid, artifact-reduced, image reconstruction for superresolution structured illumination microscopy[J]. *Innovation*, 2023, 4(3): 100425.
- [2] SUN Z, TUITJE F, SPIELMANN C. A review of high-resolution microscopic ghost imaging with a low-dose pseudothermal light[J]. *Journal of Microscopy*, 2021, 284(1): 3-11.
- [3] YU H, LU R, HAN S, et al. Fourier-transform ghost imaging with hard X rays[J]. *Physical Review Letters*, 2016, 117(11): 113901.
- [4] SCHORI A, SHWARTZ S. X-ray ghost imaging with a laboratory source[J]. *Optics Express*, 2017, 25(13): 14822-14828.
- [5] GONG W, ZHAO C, YU H, et al. Three-dimensional ghost imaging lidar via sparsity constraint[J]. *Scientific Reports*, 2016, 6(1): 1-6.
- [6] MEI X, GONG W, YAN Y, et al. Experimental research on prebuilt three dimensional imaging lidar[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2016, 43: 0710003.
- [7] DUARTE M F, DAVENPORT M A, TAKHAR D, et al. Single-pixel imaging via compressive sampling[J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2008, 25(2): 83-91.
- [8] KATZ O, BROMBERG Y, SILBERBERG Y. Compressive ghost imaging[J]. *Applied Physics Letters*, 2009, 95(13): 131110.
- [9] ASSMANN M, BAYER M. Compressive adaptive computational ghost imaging[J]. *Scientific Reports*, 2013, 3: 1545.
- [10] ZHONG Yajun, LIU Jiao, LIANG Wenqiang, et al. Multiple speckle patterns differential compressive ghost imaging[J]. *Acta Physica Sinica*, 2015, 64(1): 014202.  
仲亚军, 刘娇, 梁文强, 等. 针对多散斑图的差分压缩鬼成像方案研究[J]. *物理学报*, 2015, 64(1): 014202.
- [11] CHEN Y, CHENG Z, FAN X, et al. Compressive sensing ghost imaging based on image gradient[J]. *Optik*, 2019, 182: 1021-1029.
- [12] LI Y, WAN X. Compressive imaging beyond the sensor's physical resolution via coded exposure combined with time-delay integration[J]. *Optics and Lasers in Engineering*, 2023, 164: 107491.
- [13] LYU M, WANG W, WANG H, et al. Deep-learning-based ghost imaging[J]. *Scientific Reports*, 2017, 7(1): 17865.
- [14] SHIMOBABA T, ENDO Y, NISHITSUJI T, et al. Computational ghost imaging using deep learning[J]. *Optics Communications*, 2018, 413: 147-151.
- [15] RIZVI S, GAO J, ZHANG K, et al. DeepGhost: real-time computational ghost imaging via deep learning[J]. *Scientific Reports*, 2018, 10(1): 11400.
- [16] BARBASTATHIS G, OZCAN A, SITU G. On the use of deep learning for computational imaging[J]. *Optica*, 2019, 6(8): 921-943.
- [17] REN Z, XU Z, LAM E. End-to-end deep learning framework for digital holographic reconstruction[J]. *Advanced Photonics*, 2019, 1(1): 016004.
- [18] GAO Z, CHENG X, CHEN K, et al. Computational ghost imaging in scattering media using simulation-based deep learning[J]. *IEEE Photonics Journal*, 2020, 12(5): 1-15.
- [19] CHEN Y, SUN Z, LI C, et al. Computational ghost imaging in turbulent water based on self-supervised information extraction network[J]. *Optics & Laser Technology*, 2023, 167: 109735.
- [20] CHANG X, WU Z, LI D, et al. Self-supervised learning for single-pixel imaging via dual-domain constraints[J]. *Optics Letters*, 2023, 48(7): 1566-1569.
- [21] LI J, WU B, LIU T, et al. URNet: high-quality single-pixel imaging with untrained reconstruction network[J]. *Optics and Lasers in Engineering*, 2023, 166: 107580.
- [22] LIU S, MENG X, YIN Y, et al. Computational ghost imaging based on an untrained neural network[J]. *Optics and Lasers in Engineering*, 2021, 147: 106744.
- [23] WANG F, WANG C, CHEN M, et al. Far-field super-resolution ghost imaging with a deep neural network constraint[J]. *Light: Science & Applications*, 2022, 11(1): 1-11.
- [24] WANG F, WANG C, DENG C, et al. Single-pixel imaging using physics enhanced deep learning[J]. *Photonics Research*, 2022, 10(1): 104-110.
- [25] FAN C, PENG Y, CAO G, et al. GaitPart: temporal part-based model for gait recognition[C]. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2020, 14225-14233.
- [26] FERRI F, MAGATTI D, GATTI A. Differential ghost imaging[J]. *Physical Review Letters*, 2010, 104(25): 253603.
- [27] SUN Z, TUITJE F, SPIELMANN C. Improving the contrast of pseudothermal ghost images based on the measured signal distribution of speckle fields[J]. *Applied Sciences*, 2021, 11(6): 2621.
- [28] SUN Z, TUITJE F, SPIELMANN C. Toward high contrast and high-resolution microscopic ghost imaging[J]. *Optics Express*, 2019, 27(23): 33652-33661.

# Underwater Single-pixel Imaging Method Based on Object Search and Detail Enhancement

CHEN Yifan, SUN Zhe, LI Xuelong

(School of Artificial Intelligence, OPTics and ElectroNics (iOPEN), Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

**Abstract:** In the realm of underwater imaging, current Single-Pixel Imaging (SPI) technologies are grappling with a substantial challenge when deployed in intricate optical environments. Predominantly, conventional methods focus on reconstructing the overall representation of the object, which inherently restricts their ability to optimally restore and emphasize the minute details within the image. This inherent limitation has a profound impact on the overall quality and resolution of the reconstructed images, particularly in scenarios where precise analysis and interpretation require high levels of fidelity. In light of this pressing issue, we propose a methodological approach for underwater single-pixel imaging that ingeniously integrates two pivotal mechanisms: object search and detail enhancement. The core essence of the proposed method is bifurcated into two main objectives. Initially, the object search component deploys intelligent algorithms that meticulously analyze the fluctuations in pixel intensities across rows and columns within the reconstructed image. So it expertly discriminates between the object area and its surrounding background, effectively singling out and amplifying the object signal while simultaneously attenuating background noise. This strategic isolation significantly enhances the contrast and visual prominence of the targeted object. On the other hand, the detail enhancement facet of our methodology harnesses state-of-the-art machine learning techniques, specifically leveraging a part-based model embedded within a Convolutional Neural Network (CNN) architecture. This sophisticated model specializes in discerning and learning the complex, fine-grained features encapsulated within the collected light intensity data. Upon extracting these learned attributes, the methodology proceeds to refine and accentuate the detailed aspects of the object within the reconstructed image, thereby elevating its overall resolution and sharpness. To rigorously substantiate the dependability and efficacy of our novel technique, we have conducted an extensive series of experiments in both space and underwater settings. During the preliminary experimental phase, we concentrated on five distinct alphabetical objects—"I", "O", "P", "E", and "N"—comparing the performance of our method against the Traditional Ghost Imaging (TGI) and Different Ghost Imaging (DGI) methodologies. We carried out meticulous measurements of the Contrast-to-Noise Ratio (CNR) and spatial resolution of the reconstructed images, as well as closely examining grayscale values at specific points such as the slits within the letters "O" and "P". The experimental results underlined that, under space conditions, the proposed method surpasses conventional approaches by successfully maintaining and enhancing the intricate detail information of the object, thus leading to a significant improvement in the reconstructed image quality. Additionally, to prove the robustness of our method across various sampling rates, supplementary tests were performed in the space environment. By calculating the CNR and resolution of reconstructed images at different iteration counts, we empirically demonstrated that even at lower sampling rates, our method consistently delivers enhanced detail, showcasing its adaptability and versatility. Taking our experimentation one step further, we ventured into highly turbulent water conditions, executing over 1 500 iterations of transmission and reflection SPI experiments. Despite the challenging nature of these dynamic and unpredictable environmental conditions, the proposed method exhibited superior performance, solidifying its reputation for resilience and reliability under diverse circumstances. The comprehensive experimental findings provide compelling evidence of the merit and value of our innovative underwater single-pixel imaging method. It decisively demonstrates that, whether the imaging context involves unknown space environments or intricate underwater landscapes, our method can reliably and accurately reconstruct high-quality object images, even with limited sampling rates.

**Key words:** Single-pixel imaging; Deep learning; Fine-grained features; Part-based model; Image reconstruction

**OCIS Codes:** 010.7295; 100.1160; 100.4999; 100.2000