

引用格式: WANG Zhirun, ZHAO Wenjing, ZHAI Aiping, et al. Comparison on Performance of Deep Q Network based Single-pixel Imaging Using Different Orthogonal Transformations[J]. Acta Photonica Sinica, 2022, 51(3):0311003

王之润, 赵文静, 翟爱平, 等. 不同正交变换深度 Q 网络单像素成像性能比较[J]. 光子学报, 2022, 51(3):0311003

不同正交变换深度 Q 网络单像素成像性能比较

王之润¹, 赵文静¹, 翟爱平¹, 王东^{1,2}

(1 太原理工大学 物理与光电工程学院, 太原 030024)

(2 太原理工大学 新型传感器与智能控制教育部重点实验室, 太原 030024)

摘 要:为指导和完善深度 Q 网络单像素成像, 对不同正交变换深度 Q 网络单像素成像性能进行比较分析。提出了基于深度 Q 网络的离散余弦变换单像素成像和 Krawtchouk 矩变换单像素成像。采用结构相似度和峰值信噪比作为图像质量评价标准, 以人为规划方法作为对照, 定量分析四种基于正交变换的深度 Q 网络单像素成像的重建结果。仿真和实验结果表明, 深度 Q 网络单像素成像在正交变换单像素成像体系中都能取得优于人为规划采样路径的成像效果。引入深度 Q 网络, 离散余弦变换单像素成像取得的成像效果最好, Krawtchouk 矩变换单像素成像能够克服其在自然图像中的局部效应, 成像质量提升较大。

关键词:单像素成像; DQN; 正交变换; 采样策略; 变换域频谱

中图分类号: O438

文献标识码: A

doi: 10.3788/gzxb20225103.0311003

0 引言

在很多重要的成像领域如弱光成像^[1]和远红外成像^[2], 出于技术和成本的制约, 难以应用传统的阵列探测器成像, 单像素成像的单点探测方式提供了一种新的方法。并且由于其成像的分辨率较高, 因此在三维成像^[3-5]、光谱成像^[6]和显微成像^[7-9]等场合均有应用。此外, 单像素成像的系统简单, 更利于成像装置的集成化。但单像素成像的成像速度受采样策略与硬件的限制, 如何提高其成像速度, 是提升其性能的关键。

单像素成像由投射掩膜图案与成像目标的相关运算实现对成像目标信息的提取, 由单像素探测器实现相关强度的采集, 称为一次采样过程。一般来说, 掩膜图案的数目越多, 提取的目标图像信息越丰富, 越能重建出高质量的图片, 因此重建目标图像需要多次采样, 这使得采样时间成为单像素成像时间的主要消耗。现有的单像素成像提速算法, 主要聚焦于如何在保证图像质量的前提下, 尽可能减少采样次数, 即一种降采样方法。

最早应用的降采样方法是压缩感知^[10], 利用成像目标或者是成像目标在其变换域的稀疏特性, 可以从较少的采样次数中重建出高质量的图像。但是基于压缩感知的单像素在降低采样率的同时, 重构算法的复杂性则会增加图片重建的时间, 有时甚至重建时间会超过采样时间, 不能达到减少总体成像时间的效果。正交变换的引入为单像素成像的提速提供了新的思路, 基于确定正交变换的单像素成像, 如 Hadamard 单像素成像 (Hadamard Single-Pixel Imaging, HSPI)^[11-13]、Fourier 单像素成像 (Fourier Single-Pixel Imaging, FSPI)^[14-15]、离散余弦变换单像素成像 (Discrete Cosine Transform Single Pixel Imaging, DSPI)^[16] 和 Krawtchouk Moment 变换单像素成像 (Krawtchouk Moment Transform Single Pixel Imaging, KMSPI)^[17], 采用的掩膜图案是正交的, 能够更高效地提取成像目标的信息。并且基于正交变换的频域聚集特性, 基于正交变换的单像素成像的采样顺序, 即掩膜图案的投射顺序是可以被人为规划的^[13], 这也为单像素降采样提

基金项目: 国家自然科学基金 (No. 61805167), 山西省回国留学人员科研资助项目 (No. SSCC2021-035)

第一作者: 王之润 (1997—), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为单像素成像及其应用。Email: wangzhirun0839@link.tyut.edu.cn

导师 (通讯作者): 王东 (1985—), 男, 副教授, 博士, 主要研究方向为新型传感与成像技术。Email: wangdong@tyut.edu.cn

收稿日期: 2021-07-28; 录用日期: 2021-09-09

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

供了可能。

人为规划采样顺序,更多只是针对单一变换而言,如针对 HSPI 采用的斜采样和针对 FSPI 的圆形采样^[18-20],针对两者采样顺序不具有普遍适用性。对于某些变换,其频谱分布呈现不规则分布,给人为规划采样顺序造成困难^[21]。并且,即使限制在同种变换,对于不同的成像目标,其频谱分布也是不同的,规划的采样顺序不能保证对所有成像目标的普遍适用。

本课题组提出一种无需人为规划并且适用于多种变换的 DQN 单像素成像(DQN Based Single-Pixel Imaging, DQN-SPI)^[22],该方法基于深度 Q 网络(Deep Q Network, DQN)^[23],将单像素成像的采样过程视为决策过程,训练得到最优化的采样顺序,从而避免了人为的采样顺序规划。该文献的研究只以 FSPI 和 HSPI 为例验证了方法的可行性,而没有对多种变换应用 DQN-SPI 进行更详尽的性能分析。

本文基于文献[22]所提出 DQN 单像素成像方法进行深入研究,拓展实现了基于 DQN 的离散余弦变换单像素成像(DQN Based Discrete Cosine Transform Single-Pixel Imaging, DQN-DSPI)和基于 DQN 的 Krawtchouk 矩变换单像素成像(DQN Based Krawtchouk Moment Transform Single-Pixel Imaging, DQN-KMSPI),并对基于 DQN 的 Fourier 单像素成像(DQN Based Fourier Single-Pixel Imaging, DQN-FSPI)、基于 DQN 的 Hadamard 单像素成像(DQN Based Hadamard Single-Pixel Imaging, DQN-HSPI)、DQN-DSPI 和 DQN-KMSPI 的成像结果进行定量比较和分析。

1 原理

1.1 正交单像素成像

单像素成像通过单像素探测器采集不同掩膜图案和成像的目标物体之间相关强度,并通过适当的重建算法进行重建。在相关强度采集过程中,成像物体在对应的像平面可以视为离散二维图像,与掩膜图案的相关过程,就是在视场范围内成像物体的二维图像与掩膜图案之间的内积过程

$$I_k = P_k O = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} P_k(x, y) O(x, y) \quad (1)$$

式中, (x, y) 为空间坐标对, O 表示成像物体的二维图像, P_k 表示第 k 个用于调制的掩膜图案, I_k 表示第 k 个探测到的相关光强值。重建过程利用对应算法重建从探测到的光强序列 I_k 中重建目标图像,可以视为相关强度采集的逆过程。

$$O = F^{-1}(I_k; P_k) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K I_k P_k(x, y) \quad (2)$$

可以发现,式(1)中,掩膜图案与成像物体的二维图像之间的内积形式,与离散正交变换中的内积形式十分类似。正交单像素成像,就是将正交变换引入单像素成像,以单像素成像的形式在物理层面实现正交变换,从而实现对目标物体成像。正交变换过程通过相关强度采集实现

$$I(u, v) = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} P(u, v, x, y) O(x, y) \quad (3)$$

式中, (u, v) 为变换域坐标对, $I(u, v)$ 为目标物体在变换域的频谱分布,由单像素探测器采集获得, $P(u, v, x, y)$ 为的正交的掩膜图案,可以通过所选取的正交变换形式获得。具体到基于特定正交变换单像素成像,式(3)的表示形式有所不同。

FSPI 基于二维离散 Fourier 变换,通过单像素成像的形式获得成像物体的二维 Fourier 谱

$$F(u, v) = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} O(x, y) e^{-j2\pi\left(\frac{ux}{M} + \frac{vy}{N}\right)} \quad (4)$$

式中, $F(u, v)$ 为强度采集获得的 Fourier 谱。HSPI 基于 Hadamard 变换,通过单像素强度测量获得成像物体的二维 Hadamard 谱

$$H(u, v) = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} O(x, y) (-1)^{\sum_{i=0}^{N-1} [b_i(x)b_i(u) + b_i(y)b_i(v)]} \quad (5)$$

式中, $b_k(z)$ 是 z 的二进制表示的第 k 位, $H(u, v)$ 为强度采集获得的 Hadamard 谱。DSPI 基于离散余弦变换:

$$D(u, v) = \frac{2}{\sqrt{MN}} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} O(x, y) C(u) C(v) \cos \frac{(2x+1)u\pi}{2M} \cos \frac{(2y+1)v\pi}{2N} \quad (6)$$

式中, $C(0) = (2)^{-1/2}$, $C(z) = 1 (z = 1, 2, \dots, N-1)$, $D(u, v)$ 为强度采集获得的离散余弦变换频谱。KMSPI 基于二维 Krawtchouk 矩变换, 其变换形式为

$$K(u, v) = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} O(x, y) \bar{K}_u(x; p_1, N-1) \bar{K}_v(y; p_2, N-1) \quad (7)$$

式中, $\bar{K}_u(x; p_1, N-1)$ 和 $\bar{K}_v(y; p_2, N-1)$ 分别为 u 阶和 v 阶的 Krawtchouk 多项式, p_1 和 p_2 用于控制重建图像的局部效应, 本文中均设为 0.5, 此时局部效应出现在重建图像中央。高阶的 Krawtchouk 多项式可以通过递归获得

$$\begin{cases} \bar{K}_n(x; p_1, N-1) = A_n \bar{K}_{n-1}(x; p, N-1) - B_n \bar{K}_{n-2}(x; p, N-1) \\ \bar{K}_0(x; p_1, N-1) = \sqrt{\omega(x; p, N-1)} \\ \bar{K}_1(x; p_1, N-1) = \sqrt{\omega(x; p, N-1)} \frac{(N-1)p - x}{\sqrt{(N-1)p(1-p)}} \end{cases} \quad (8)$$

式中, $A_n = \frac{(N-1)p - 2(n-1)p + n - 1 - x}{\sqrt{p(1-p)n(N-n)}}$, $B_n = \sqrt{\frac{(n-1)(N-n+1)}{(N-n)n}}$ 。根据式(4)~(7)所示的单像素频谱采集形式, 对于 FSPI、HSPI、DSPI 和 KMSPI, 其对应基底图案 $P(u, v, x, y)$ 形式分别为 $e^{-j2\pi(\frac{ux}{M} + \frac{vy}{N})}$ 、

$$(-1)^{\sum_{i=0}^{N-1} [b_i(x)b_i(u) + b_i(y)b_i(v)]} \cdot C(u) C(v) \cos \frac{(2x+1)u\pi}{2M} \cos \frac{(2y+1)v\pi}{2N} \text{ 和 } \bar{K}_u(x; p_1, N-1) \bar{K}_v(y; p_2, N-1)。$$

在得到目标物体在变换域的频谱分布后, 目标物体图像的重建, 可以采用式(2)所示单像素重建方法实现, 也可以通过频谱分布的反变换获得。

1.2 采样路径规划和 DQN 单像素成像

如图 1 所示, 在 64×64 的分辨率下, 对“Cameraman”图像进行 HSPI、FSPI、DSPI 和 KMSPI, 其采集频谱分布均呈现聚集趋势。一般来说, 频谱分布越集中的区域, 其包含成像物体信息越丰富, 低频部分包含物体主体轮廓信息, 高频部分包含物体细节信息。因此在采样过程中, 按照其信息稀疏程度进行降采样, 可以尽可能的保证图像质量。

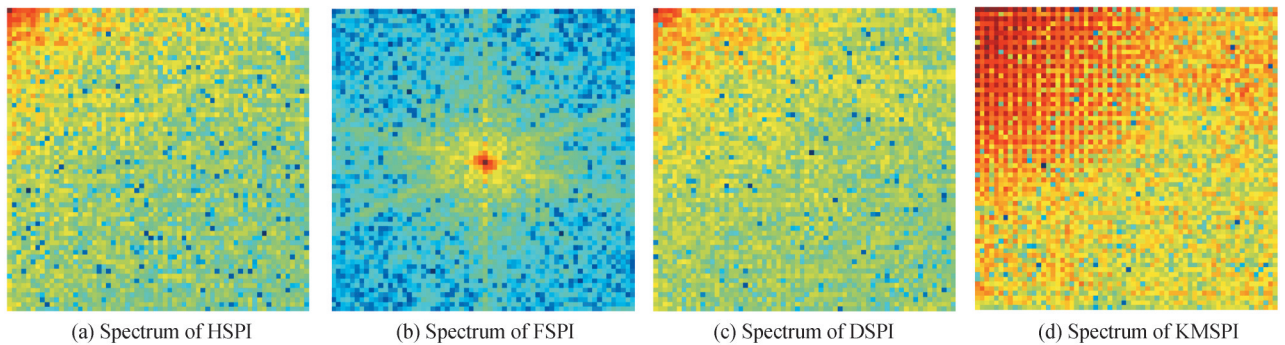


图 1 分辨率为 64×64 的“Cameraman”图像频谱图

Fig.1 Spectrum of “Cameraman” image with the resolution of 64×64

根据图像变换域的稀疏特性规划单像素的采样路径, 从而实现降采样, 方法有多种^[18]。但是此类人为规划采样路径的方法, 存在其劣势, 即对每一种正交变换, 采样路径不同, 且对不同的成像目标, 规划的采样路径也不是最优。

为获得最优化的采样策略, 本课题组已经将 DQN 应用于寻找最优采样路径, 其具体原理在文献[22]中已有详细介绍。DQN 作为一种深度强化学习算法, 其目的是通过与环境的交互, 获得在状态 s 可以选择的最优动作 a , 最终得到最优的策略 π 。这一动作的选择是通过 Q 值的优化实现的, DQN 为当前状态 s 下每一

个动作 a 都分配了一个 Q 值来评估当前动作的合理性,即选择对应 Q 值最大的动作 a 。

$$a = \arg \max_a Q_\pi(s, a) \quad (9)$$

DQN 中 Q 值由神经网络输出,将当前状态 s 作为神经网络的输入,通过神经网络的训练优化,最终隐性表达出当前状态下最优的 Q 值分布。神经网络的损失函数为

$$L(\theta) = E_{(s,a,r,s+1) \sim M} [(r + \gamma \max_{a'} Q(s', a'; \theta^-) - Q(s, a; \theta))^2] \quad (10)$$

式中, L 为损失函数, s' 和 a' 分别为下一步状态和动作, γ 为一个小于 1 的折扣系数。 r 为执行当前动作所获得的奖励,指导网络参数的训练。 M 为历史经验缓存,存储先前经验,每一次于环境的交互,都将参数四元组 (s, a, s', r) 存入 M 中,使得按批次学习先前经验成为可能。 θ 为当前网络参数,根据损失函数训练以优化其参数, θ^- 保存先前网络参数,用以生成目标 Q 值。适时交换两个网络参数,使 DQN 追逐滞后的参数,可以加速网络参数优化。

具体到单像素成像中, s 为一个二值矩阵,频谱中已采样位置为 1,未采样位置为 0,表征当前的采样状态; a 为当前的采样动作,即将当前采样置 1 的过程。 r 设置为与当前采样动作对重建图像 SSIM 的提升成正比,以追求单步采样对图像质量的最大提升。DQN-SPI 的算法流程如图 2。

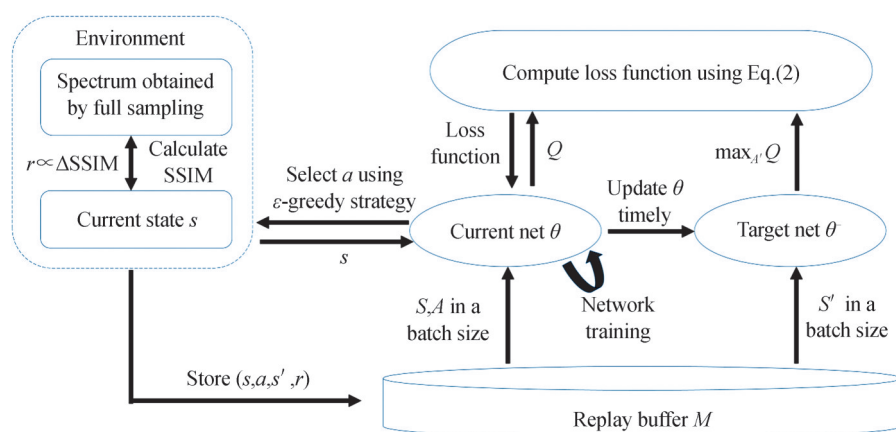


图 2 DQN-SPI 的算法流程

Fig.2 Flow of DQN-SPI

DQN-SPI 是一种相对优化的单像素降采样策略,将单像素成像的采样视为在采样空间的决策过程,根据单步采样对重建图片质量的提高,经过训练后,可以获得成像物体的最优采样策略,从而规避了人为规划采样路径的弊端。DQN-SPI 已经被用于 HSPI 和 FSPI,其方法理论上适用于所有正交变换单像素成像,包括 DSPI 和 KMSPI。

2 仿真结果分析

2.1 仿真结果

为了定量分析 DQN-FSPI、DQN-HSPI、DQN-DSPI 和 DQN-KMSPI 四种方法下的降采样效果,首先进行数值仿真,并与人为规划采样路径的方法进行对比。仿真图像采用 8 位灰度的“Cameraman”图像,图像分辨率为 64×64 。针对不同变换,人为规划采样路径采用理论最优的路径规划方法作为对比。在四种正交变换下,作为对比的人为规划采样路径方法分别为自适应斜采样 Hadamard 单像素成像 (HSPI Using Adaptive Sampling Along the Zigzag Path, AZ-HSPI)、自适应圆采样 Fourier 单像素成像 (FSPI Using Adaptive Sampling Along the Circular Path, AC-FSPI)、自适应斜采样离散余弦变换单像素成像 (DSPI Using Adaptive Sampling Along the Zigzag Path, AZ-DSPI) 和自适应方采样 Krawtchouk 矩变换单像素成像 (KMSPI Using Adaptive Sampling Along the Square Path, AS-KMSPI)。

仿真结果如图 3,每一行分别为在相同采样率下的重建结果。为了进行定量分析,计算重建图片的结构相似度 (Structural Similarity, SSIM) 与峰值信噪比 (Peak Signal to Noise Ratio, PSNR),如表 1 所示。对于分辨率为 $M \times N$ 的图片,有



图3 不同采样率和降采样方式下的重建“Cameraman”图像

Fig. 3 The reconstructed "Cameraman" images using different down-sampling strategies at different sampling ratios

表1 不同降采样方式下重建“Cameraman”图像的PSNR和SSIM

Table 1 PSNR and SSIM of the reconstructed "Cameraman" images using different down-sampling strategies

	Method	Sampling ratio			
		5%	10%	20%	40%
PNSR/dB	AZ-HSPI	15.04	15.80	16.43	22.06
	DQN-HSPI	19.68	21.23	23.91	27.84
	AC-FSPI	17.13	18.19	22.62	23.35
	DQN-FSPI	20.54	22.56	25.24	28.49
	AZ-DSPI	14.79	15.48	19.29	23.28
	DQN-DSPI	20.56	22.63	25.13	29.22
	AS-KMSPI	11.40	13.88	17.59	23.45
	DQN-KMSPI	14.60	18.25	22.81	26.27
SSIM /%	AZ-HSPI	45.8	57.0	70.5	82.3
	DQN-HSPI	55.5	65.2	76.6	88.2
	AC-FSPI	54.1	69.2	81.1	90.2
	DQN-FSPI	64.6	75.7	85.1	91.3
	AZ-DSPI	45.2	58.1	71.8	81.1
	DQN-DSPI	65.4	74.3	83.0	90.7
	AS-KMSPI	22.8	30.0	44.2	80.0
	DQN-KMSPI	47.6	60.0	78.6	87.0

$$MSE = \frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (X(i,j) - Y(i,j))^2 \quad (11)$$

$$PSNR = 10 \log_{10} \left(\frac{(2^n - 1)^2}{MSE} \right) \quad (12)$$

式中, n 为图像灰度表示的位数, X 为原图像和 Y 为重建图像。

$$\text{SSIM} = \frac{(2\mu_x\mu_y + C_1)(\sigma_{xy} + C_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2)} \quad (13)$$

式中, μ_x 和 μ_y 为原图像和重建图像的均值, σ_x 和 σ_y 为原图像和重建图像的方差, σ_{xy} 为原图像和重建图像的协方差, C_1 和 C_2 是避免零除的两个常数。

2.2 DQN-SPI与人为规划采样路径

由图3结合表1可以看出, 相较人为规划采样路径的方法, DQN-SPI在成像质量上取得了较大提升, 尤其是在低采样率下。这种成像效果的提升, 对于四种正交变换单像素成像均成立, 通过设置采样率, DQN-SPI可以得到四种变换下更加优化的降采样策略。

此种优化效果可以在正交变换频谱上更清楚的观察到。图4为图3对应位置图片的频谱分布。由图4可以看到, 人为规划采样路径, 是依据正交变换频谱的聚集特性进行单像素成像对应采样路径的规划。例如图1中HSPI的频谱集中于左上角, 对应就优先投射左上角对应位置的掩膜图案, 如图4中a1~a4所示。而选择斜采样的采样路径模型, 则是建立在实验总结上的经验选择, 基于其余三种正交变换单像素成像, 情况与此类似。人为规划采样路径的方法, 虽然依据频谱聚集趋势, 在低采样率下, 可以实现较好的成像效果, 但是对于每一张图片, 其变换域分布不同, 并不能保证规划的采样路径为最优。

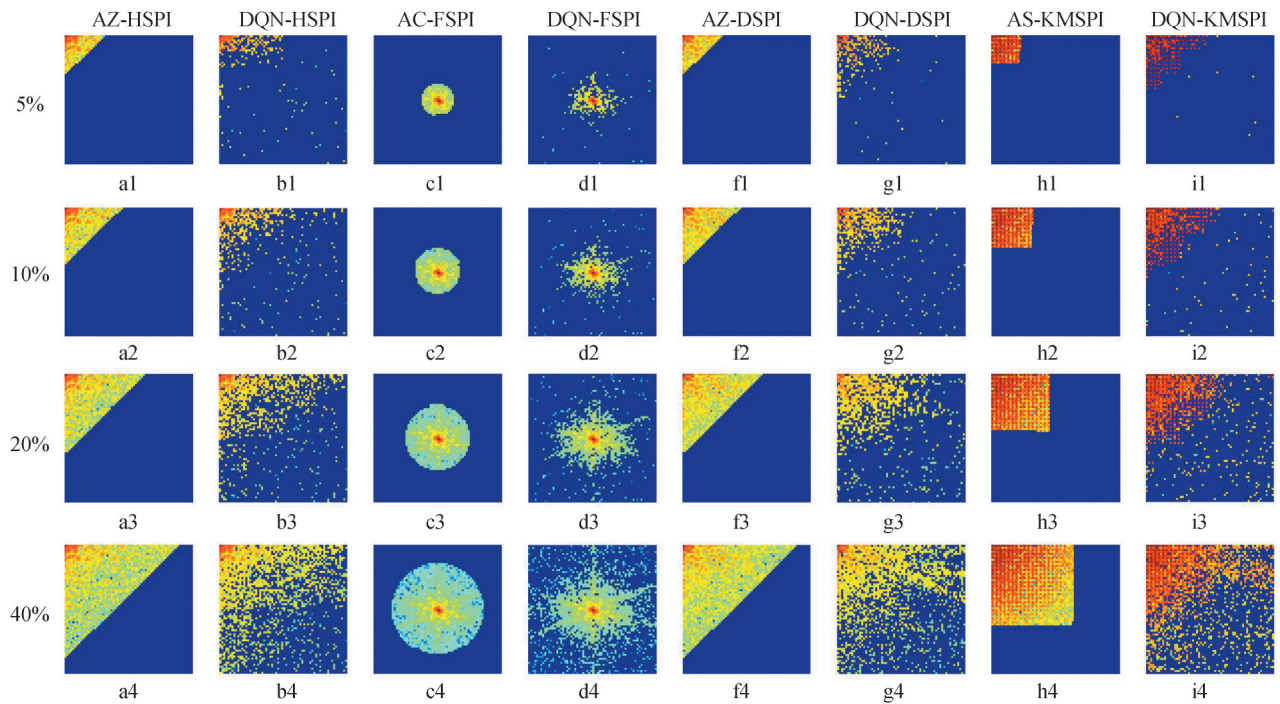


图4 不同采样率和降采样方式下重建“Cameraman”图像的频谱

Fig. 4 The spectrum of the reconstructed "Cameraman" images using different down-sampling strategies at different sampling ratios

DQN-SPI解决了这个问题, 其采样顺序是通过DQN优化得到, 对于特定变换的单像素成像, 针对每一个成像目标, 最终得到的采样顺序可以近似视为当前的最优解。采样分布也不再以某一规划的路径局限于频谱的角落, 而是自由分布, 造成频谱高频的零星散乱点, 但是低频部分仍然保留聚集特性。在保留部分主体信息的情况下适当采样高频细节, 更能够使重建图像质量得到快速提升。这种自由分布的态势正是DQN寻找最优解, 实现更优化降采样的体现。如图3中a1, 在5%采样率下, AZ-HSPI重建图像由一系列大像素块组成, 这是采样路径规划的低频局限性决定的。

单像素成像的重建过程, 如式(2)和图5所示, 其形式上可以写为掩膜图案和其对应位置频谱系数的加权累加过程。以HSPI为例, 图3中a1由图4中a1对应的频谱及其对应掩膜图案重建而来, 频谱局限在低频, 其重建只能采用大像素块的低频掩膜图案进行, 因此重建结果也只由大像素块构成, 缺少细节。全采样

重建过程中,低频掩膜图案往往组成了重建图像的大体轮廓,而高频掩膜图案恢复重建图像的细节,缺失高频细节对以SSIM和PSRN作为评价指标的图像质量的影响未可知。而事实上,如图3中b1和图4中b1, DQN-SPI以提升重建图像的SSIM为目标,同时采样低频和部分高频信息,在相同采样率下,重建图像的细节更加丰富,图像质量也更高,说明至少在以SSIM和PSRN作为评价指标的前提下,适当的高频细节对图片质量的提升较大,这也是DQN的方法优于路径规划方法的原因。

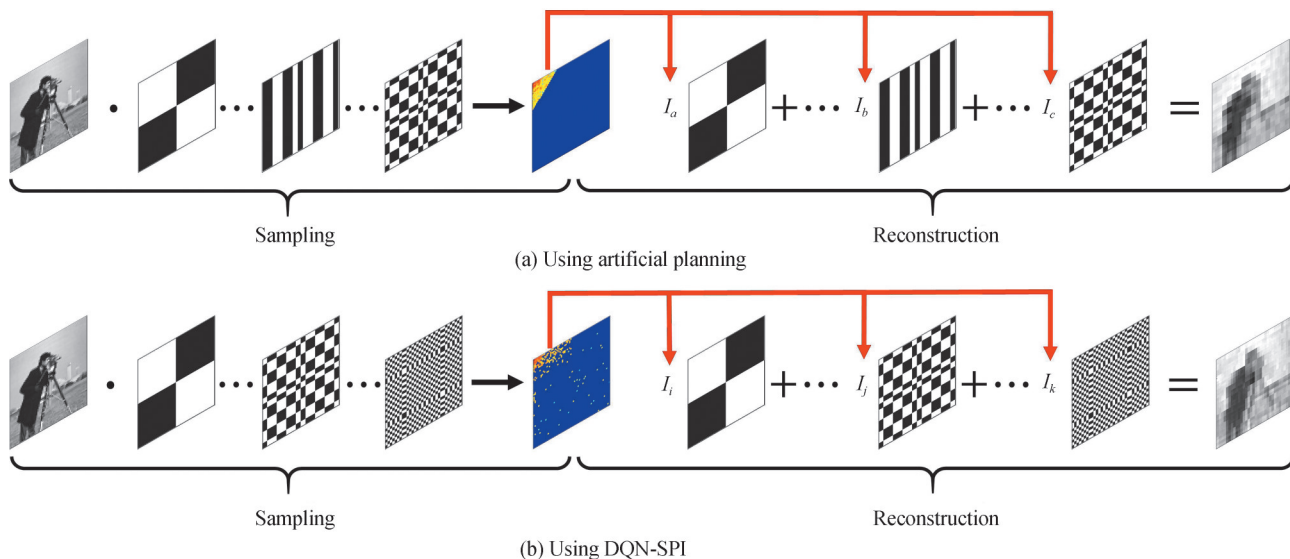


图5 低采样率下单像素成像重建过程
Fig. 5 Reconstruction at low sampling ratios

DQN-SPI相对于路径优化的优势在KMSPI更加明显。Krawtchouk矩作为一种局部描述子(local descriptor),应用于单像素成像,其低频掩膜图案会优先采样成像目标的局部信息。具体到仿真中,如图3中h1~h4,AS-KMSPI在低采样率下重建得到的图像保留了“Cameraman”的中心区域,而四周出现了黑色边框,称为成像的局部效应。当成像目标为自然图像,如“Cameraman”,在以SSIM为标准进行图像质量评估时,局部效应对图像的SSIM参数造成较大程度的劣化,在5%,10%和20%的采样率下,重建图像SSIM仅有22.4%,30.0%和44.2%,远低于在同等采样率下其余人为规划方法的数值。如图3中i1~i4和图4中i1~i4,得益于DQN的优化,DQN-KMSPI会适当采样高频信息,在相同采样率下的图像,局部效应也得到了改善,成像质量获得了较大提升。

2.3 正交变换选取

正交变换选取对DQN-SPI的成像效果存在影响。由图3和表1可知,就在同一采样率的成像质量而言,四种DQN-SPI方法的成像质量降序为DQN-DSPI、DQN-FSPI、DQN-HSPI、DQN-KMSPI。但是相较于人为规划采样路径,四种DQN-SPI方法的成像质量上差别较小,尤其是DQN-FSPI和DQN-DSPI。

在5%的采样率下,AC-FSPI与AZ-DSPI的SSIM值为分别为54.1%和45.2%,而DQN-FSPI与DQN-DSPI的SSIM值为分别为64.6%和65.4%,DQN-SPI的应用,使得DSPI和FSPI之间的成像质量差别减小,甚至成像质量反超。除去正交变换自身性质对成像结果的影响,采样路径规划不合理,可能会限制成像效果,造成DSPI成像质量的下降。而DQN的引入使得DSPI和FSPI都能找到自身相对最优的采样策略,进而排除了不合理采样路径规划的影响,结果表明,都采用相对最优采样策略,DSPI和FSPI的成像质量差别较小。

四种DQN-SPI方法中,DQN-KMSPI的成像质量相对最差。究其原因,可能是由于KMSPI的局部特性对采样策略的优化带来了困难,虽然应用DQN,使DQN-KMSPI的成像效果相较AS-KMSPI有了较大提升,但是对比其余正交变换,其成像的黑边效应,使得KMSPI在整个采样顺序决策范围内,也较难找到能够快速提升成像质量的采样策略。

由图4可知,DQN优化获得的频谱采样点分布,与其频谱系数由高到低的分布趋势近似相合,越大的频

谱系数,其被采样的概率越高,而频谱分布越集中的变换,更适用于DQN-SPI。

将图1中频谱 $I(u, v)$ 展开并按照系数绝对值从大到小的顺序降序排列,得到序列 $I(x)$,根据式(14)处理得到频谱密集度 $S(k)$ 。

$$S(k) = \frac{\sum_{i=1}^k I^2(i)}{\sum_{i=1}^K I^2(i)} \quad (14)$$

式中, $S(k)$ 为频谱中能量最大的前 k 个系数值的能量在频谱总能量的占比,可以近似作为频谱集中程度的定量描述。四种正交单像素成像的 $S(k)$ 曲线如图6,按照频谱集中程度DSPI、FSPI、HSPI、KMSPI呈降序。频谱集中程度 $S(k)$ 与成像质量存在相关性,频谱的集中程度越高的正交变换,基于此正交变换的DQN-SPI成像质量越好;但也存在分歧,FSPI与HSPI的频谱集中程度相差很小,从表1中可以看到DQN-FSPI的成像质量相比DQN-HSPI有较大提升。因此不同正交单像素成像的频谱集中特性只能作为DQN-SPI应用的一个近似指标,二者不存在完全相关性。

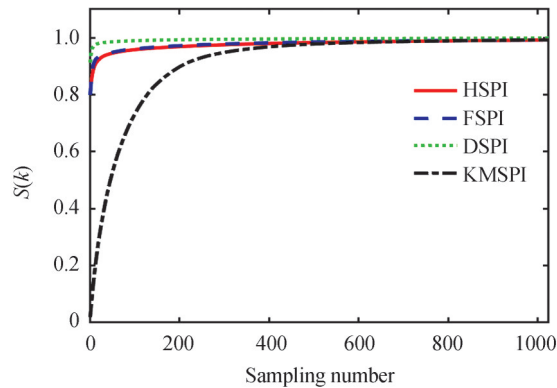


图6 DSPI、FSPI、HSPI和KMSPI的 $S(k)$ 曲线
Fig. 6 $S(k)$ curve of DSPI, FSPI, HSPI and KMSPI

3 实验结果及分析

为了进一步验证仿真结果,搭建实验平台进行验证。实验装置和参数设置与文献[22]保持一致。实验装置如图7,掩膜图案由主机运算产生,由商用投影仪(ACER V36X)投射至目标物体,目标物体经掩膜图案调制后的反射光强由光电探测器(KG-PR-200K-A-FS)采集并转化为电信号,再经过NI数据采集卡(NI USB-6216)进行AD采集,得到的数字信号传输至主机进行目标物体图像的重建。与仿真不同,实验中由于无法获得目标物体的真实图像,将基于正交变换的全采样单像素成像结果作为目标图像。为了与仿真结果

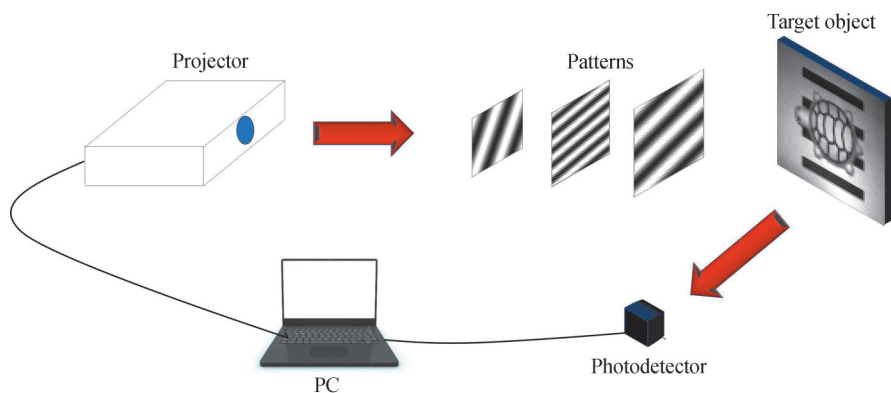


图7 实验装置示意
Fig. 7 Schematic of the experimental setup

保持一致,实验中成像目标物体为白色背景的乌龟模型。

在5%、10%、20%和40%的采样率下,采用AZ-HSPI、DQN-HSPI、AC-FSPI、DQN-FSPI、AZ-DSPI、DQN-DSPI、AS-KMSPI和DQN-KMSPI方法分别对目标物体进行重建,结果如图8。为了定量分析成像结果,计算重建图像与对应全采样重建图像的PSNR与SSIM,结果如表2。

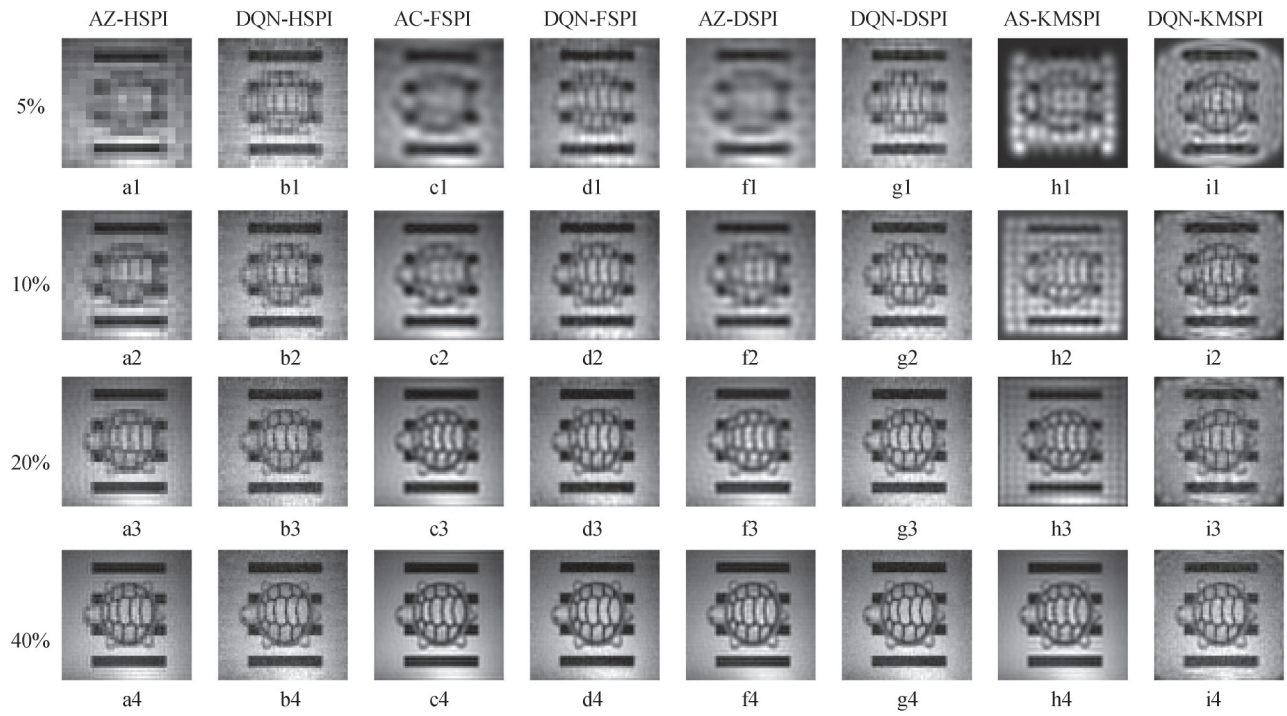


图8 不同采样率和降采样方式下乌龟模型重建图像

Fig. 8 The reconstructed images of "tortoise" using different down-sampling strategies at different sampling ratios

表2 不同降采样方式下乌龟模型重建图像的PSNR和SSIM

Table 2 PSNR and SSIM of the reconstructed images of "tortoise" using different down-sampling strategies

	Method	Sampling ratio			
		5%	10%	20%	40%
PSNR/dB	AZ-HSPI	18.03	19.56	21.72	24.82
	DQN-HSPI	19.87	21.95	24.20	27.41
	AC-FSPI	17.85	20.00	22.51	26.40
	DQN-FSPI	19.66	22.06	24.76	29.08
	AZ-DSPI	18.65	19.83	22.96	26.36
	DQN-DSPI	20.45	22.59	25.53	30.09
	AS-KMSPI	10.46	15.27	19.08	25.13
	DQN-KMSPI	15.21	18.07	18.63	25.76
SSIM/%	AZ-HSPI	52.0	65.7	78.7	88.6
	DQN-HSPI	70.9	80.1	86.2	91.1
	AC-FSPI	56.9	72.2	83.7	92.0
	DQN-FSPI	73.0	83.4	90.8	96.3
	AZ-DSPI	62.1	73.9	84.5	94.2
	DQN-DSPI	78.5	85.6	92.2	96.9
	AS-KMSPI	32.0	49.7	66.7	92.8
	DQN-KMSPI	69.0	80.0	83.7	92.3

在相同采样率下,DQN-SPI的成像质量优于人为规划采样路径方法,并且在低采样率下,优势更大,而随着采样率的升高,优势不再明显。在低采样率下,采用DQN单像素成像方法探索使SSIM提升最大的采样策略,使图像质量在较低的采样率下就有较大提升,而人为规划采样路径,如图8,在低采样率下,采样较多的低频信息,相较DQN-SPI,成像质量较差;在高采样率下,因为DQN单像素成像在低采样率下已经达到比较高的SSIM,在高采样率下进行优化降采样的反而提升不大,而人为规划采样路径的方法,随着高频细节的逐渐完善,其SSIM值会有稳步上升。因此DQN-SPI成像更加适合低采样率,这与单像素成像降低采样率,提高成像速度的需求是一致的。

与仿真结果一致,DQN-HSPI、DQN-FSPI、DQN-DSPI和DQN-KMSPI四种方法中,DQN-DSPI成像质量优于DQN-FSPI、DQN-HSPI和DQN-KMSPI,DQN-FSPI的成像质量仅次于DQN-DSPI。而DQN-KMSPI由于具有局部特性,其SSIM与PSNR均差于以上三种方法,相比于AS-KMSPI,局部效应明显减弱,成像质量已经取得很大提升。因此应用DQN单像素成像对自然物体进行成像,在没有限制情况下,可以优先采用DQN-DSPI方式,以取得更好的重建效果。

4 结论

DQN-SPI成像方式,适用于包括FSPI、HSPI、DSPI和KMSPI在内的正交单像素成像。DQN-SPI通过自动采样对重建图像质量提供更多的信息,而非局限于规划的采样路径,因此其成像质量优于人为规划采样路径的降采样方式,特别是在低采样率下优势明显。四种DQN-SPI成像方式的仿真和实验结果表明,在没有限制的情况下,DQN-DSPI的成像质量相对更高,DQN-FSPI可以取得仅次于DQN-DSPI的成像效果。DQN-KMSPI的成像效果差于其余三种DQN-SPI方法,但是DQN的引入削弱了其局部效应,在SSIM和PSNR图像评价标准下,成像质量取得了最大提升。本研究表明DQN-SPI对于不同正交变换单像素成像具有适用性,并对不同正交变换的DQN-SPI的成像性能进行了定量分析,结果可以为DQN-SPI方法的使用和完善提供指导。

参考文献

- [1] ZHAO Weigang, CHEN Hui, YUAN Yuan, et al. Ultra-high-speed color imaging with single-pixel detectors under low light level[J]. *Physical Review Applied*, 2019, 12(3): 034049.
- [2] EDGAR M P, GIBSON G M, BOWMAN R W, et al. Simultaneous real-time visible and infrared video with single-pixel detectors[J]. *Scientific Reports*, 2015, 5(1): 1-8.
- [3] ZHANG Yiwei, EDGAR M P, SUN Baoqing, et al. 3D single-pixel video[J]. *Journal of Optics*, 2016, 18(3):035203.
- [4] SUN Baoqing, EDGAR M P, BOWMAN R, et al. 3D computational imaging with single-pixel detectors[J]. *Science*, 2013, 340(6134): 844-847.
- [5] ZHANG Zibang, ZHONG Jigang. Three-dimensional single-pixel imaging with far fewer measurements than effective image pixels[J]. *Optics Letters*, 2016, 41(11): 2497-2500.
- [6] BIAN Liheng, SUO Jinli, SITU Guohai, et al. Multispectral imaging using a single bucket detector[J]. *Scientific Reports*, 2016, 6(1): 1-7.
- [7] WU Yuehao, YE Peng, MIRZA I O, et al. Experimental demonstration of an optical-sectioning compressive sensing microscope (csm)[J]. *Optics Express*, 2010, 18(24): 24565-24578.
- [8] STYDER V, BOBIN J, CHAHID M, et al. Compressive fluorescence microscopy for biological and hyperspectral imaging [J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 2012, 109(26): E1679-E1687.
- [9] RADWELL N, MITCHELL K J, GIBSON G M, et al. Single-pixel infrared and visible microscope[J]. *Optica*, 2014, 1(5): 285-289.
- [10] DONOHO D L. Compressed sensing[J]. *IEEE Transactions on information theory*, 2006, 52(4): 1289-1306.
- [11] MA Haiyu, SANG Aijun, ZHOU Cheng, et al. A zigzag scanning ordering of four-dimensional Walsh basis for single pixel imaging[J]. *Optics Communications*, 2019, 443: 69-75.
- [12] YI Q, HENG L Z, LIANG L, et al. Hadamard-transform-based hyperspectral imaging using a single-pixel detector[J]. *Optics Express*, 2020, 28(11): 16126-16139.
- [13] SUN Mingjie, MENG Lingtong, EDGAR M P, et al. Russian Dolls ordering of the Hadamard basis for compressive single-pixel imaging[J]. *Scientific Reports*, 2017, 7(1): 1-7.
- [14] JIANG Hongzhi, ZHU Shuguang, ZHAO Huijie, et al. Adaptive regional single-pixel imaging based on the Fourier slice theorem[J]. *Optics Express*, 2017, 25(13): 15118-15130.

- [15] ZHANG Zibang, LIU Shijie, PENG Junzheng, et al. Simultaneous spatial, spectral, and 3D compressive imaging via efficient Fourier single-pixel measurements[J]. *Optica*, 2018, 5(3): 315-319.
- [16] CHEN Wenjing, FANG Guanyu, WANG Caixia, et al. Discrete cosine single-pixel microscopic compressive imaging via fast binary modulation[J]. *Optics Communications*, 2020, 454: 124512.
- [17] CHEN Ying, YAO Xuri, ZHAO Qing, et al. Single-pixel compressive imaging based on the transformation of discrete orthogonal Krawtchouk moments[J]. *Optics Express*, 2019, 27(21): 29838-29853.
- [18] ZHANG Zibang, WANG Xueying, ZHENG Guoan, et al. Hadamard single-pixel imaging versus Fourier single-pixel imaging[J]. *Optics Express*, 2017, 25(16): 19619-19639.
- [19] SU Jie, ZHAI Aiping, ZHAO Wenjing, et al. Hadamard single-pixel imaging using adaptive oblique zigzag sampling[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2021, 50(3): 0311003.
苏杰,翟爱平,赵文静,等. 自适应斜Z字形采样Hadamard单像素成像[J]. *光子学报*, 2021, 50(3): 0311003.
- [20] XU Canwen, ZHAI Aiping, ZHAO Wenjing, et al. Orthogonal single-pixel imaging using an adaptive under-Nyquist sampling method[J]. *Optics Communications*, 2021, 500: 127326.
- [21] ZHAO Xiwei, WANG Xue, ZHANG Wenying, et al. Gold matrix ghost imaging [J]. *arXiv preprint arXiv*, 2019: 1911.05451.
- [22] WANG Zhirun, ZHAO Wenjing, ZHAI Aiping, et al. DQN based single-pixel imaging[J]. *Optics Express*, 2021, 29(10): 15463-15477.
- [23] MNIH V, KAVUKCUOGLU K, SILVER D, et al. Playing atari with deep reinforcement learning[J]. *arXiv preprint arXiv*, 2013:1312.5602.

Comparison on Performance of Deep Q Network based Single-pixel Imaging Using Different Orthogonal Transformations

WANG Zhirun¹, ZHAO Wenjing¹, ZHAI Aiping¹, WANG Dong^{1,2}

(1 *College of Physics and Optoelectronics, Taiyuan University of Technology, Taiyuan 030024, China*)

(2 *Key Laboratory of Advanced Transducers and Intelligent Control Systems, Ministry of Education and Shanxi Province, Taiyuan University of Technology, Taiyuan 030024, China*)

Abstract: Benefitting from the low cost-efficiency and broad detecting wavelength of the single-pixel detector, single-pixel imaging is a promising choice for applications such as multi-wavelength, low light imaging. However, to image a scene, multiple measurements are required in single-pixel imaging, which hinders the improvement of its imaging speed, limiting its further development. For the acceleration of single-pixel imaging, an option is to find the better sampling strategy so that the measurements can be greatly reduced by ignoring the relatively unimportant measurements, degrading as little as possible of its imaging quality. To address this problem, deep Q network based single-pixel imaging which considers the scheme of single-pixel imaging as a decision-making process of deep Q network, is proposed for orthogonal transform based single-pixel imaging. It is proved to be an efficient way to find the optimal sampling strategy for deep Q network based Fourier single-pixel imaging and Hadamard single-pixel imaging, nonetheless, more detailed analysis on it for different transforms is needed. For the development of deep Q network based single-pixel imaging, the performance of deep Q network based single-pixel imaging using different orthogonal transform is analyzed comparatively. Derived from the deep Q network based Fourier single-pixel imaging and Hadamard single-pixel imaging proposed before, deep Q network based discrete cosine transform single-pixel imaging and Krawtchouk moment transform single-pixel imaging are proposed. Using structural similarity and peak signal-to-noise ratio as the quantitative image quality evaluation criteria, and artificial planning method for contrast, the reconstructed results of deep Q network based single-pixel imaging using the four kinds of orthogonal transform are quantitatively analyzed. Comparisons among four orthogonal transform based deep Q network single-pixel imaging are also analyzed. The simulation and experimental show that deep Q network based single-pixel imaging is better than artificial planning in imaging quality because deep Q network finds the optimal sampling strategy in a more efficient manner. Deep Q network brings the most significant imaging quality over the others for discrete cosine transform single-pixel imaging while the deep Q network based Krawtchouk moment

transform single-pixel imaging overcomes the local effects in natural images, resulting in great improvement in imaging quality. The concentration of spectra is not a perfect criterion of imaging quality but an approximative one. The results provide guidance for the application and improvement of the deep Q network based single-pixel imaging.

Key words: Single-pixel imaging; Deep Q Network; Orthogonal transform; Sampling strategy; Spectrum in the transform domain

OCIS Codes: 110.1758; 110.3010; 170.0110