

# 智能光子计数单像素显微成像系统

蔡源鹏, 鄢秋荣\*, 杨耀铭, 熊乙宁, 郑勇健

南昌大学信息工程学院, 江西 南昌 330031

**摘要** 设计并验证了一套智能光子计数单像素显微成像系统。物品经显微镜成像在数字微镜(DMD)上,加载一系列掩模到DMD上对像进行调制,调制后的光强由无空间分辨的单光子探测器进行探测,然后利用深度学习网络重建图像。利用Zynq平台的可编程逻辑端精确的多路时序控制性能实现DMD偏转和光子计数,同时利用平台内嵌的Arm处理器实时部署深度学习重建网络,实现DMD偏转控制、光子计数和网络重建功能的集成软硬件协同工作,具有集成度高、轻便和成本低的优势。实验结果表明:Zynq上实现DFC-Net的图像重建质量在低采样率下优于经典的TVAL3重建算法;增加测量次数可获得高质量的重建图像,但应确保每次测量的时间足以抑制泊松散粒噪声。

**关键词** 单像素成像; 光子计数; 压缩感知; 深度学习

中图分类号 O438 文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP202259.2411004

## Intelligent Photon Counting Single Pixel Micro-Imaging System

Cai Yuanpeng, Yan Qiurong\*, Yang Yaoming, Xiong Yining, Zheng Yongjian

School of Information Engineering, Nanchang University, Nanchang 330031, Jiangxi, China

**Abstract** This paper proposes and verifies an intelligent photon counting single pixel micro-imaging system. An object is imaged in a digital micromirror device (DMD) under a microscope. After a series of masks are loaded to the DMD for light modulation, modulated light intensity is detected by a space-distinguished single photon detector, and the original image is reconstructed using a deep learning network. The DMD flip and photon counting are implemented based on the exact multi-channel timing control performance of a programmable logic device. Simultaneously, an embedded Arm processor deploys deep learning rebuild networks in real time. Finally, DMD deflection control, photon counting, and a neural network reconstruction function are integrated in a software and hardware collaborative platform to take advantage of the platform's high integration, lightweight and low cost. Experimental results show that the image reconstruction quality of DFC-Net on Zynq is superior to that of the classic TVAL3 reconstruction algorithm at low sampling rates. Although increasing the number of measurements can obtain high quality reconstruction images, each measurement time should be sufficient to inhibit Poisson sculpture noise.

**Key words** single pixel imaging; photon counting; compressed sensing; deep learning

## 1 引言

单像素成像(SPI)是可利用点探测器实现物体成像的技术,如采用单光子探测器作为点探测器,则可以将SPI与光子计数技术相结合,实现光子计数单像素成像<sup>[1-3]</sup>。其有2个主要优点:1)仅使用点探测器就可以实现二维光子计数成像,与阵列单光子探测器相比成本较低、分辨率高,特别是在红外、太赫兹等特殊波段<sup>[4]</sup>;2)单像素计数压缩成像系统中的点探测器可以同时收集多个像素的光强,成像灵敏度可以超过所采

用的探测器本身灵敏度的极限<sup>[5]</sup>。

由于SPI具有上述优点,因此,SPI技术被引入到光学显微成像领域<sup>[6-8]</sup>。早在2012年,Studer等<sup>[9]</sup>便将SPI应用于显微成像系统,展示了压缩感知在荧光显微镜中的实现及其在生物医学成像中的应用。2016年,俞文凯<sup>[10]</sup>提出一种互补调制技术,应用于单像素显微成像,仅需用到一臂反射方向,便能对复杂灰度生物样本成像,成像结果相比于传统的基于数字微镜(DMD)压缩成像方式质量更高。而后在2021年,邓华夏等<sup>[11]</sup>分析了目标在散射介质后面的成像效果,提出了透射式

收稿日期: 2021-09-26; 修回日期: 2021-10-23; 录用日期: 2021-10-29

基金项目: 国家自然科学基金(61865010,62165009)、江西省杰出青年人才资助计划(20171BCB23007)

通信作者: \*yanqiurong@ncu.edu.cn

液晶调制单像素显微镜,有望应用于通过散射介质的显微成像和医学成像。

上述单像素显微成像获得较好的结果,但仍然存在采样时间和重建时间较长的问题,限制了其在高分辨率和实时场景的应用<sup>[12]</sup>。SPI利用DMD加载随机测量矩阵或正交固定矩阵进行光调制,然后利用迭代算法进行图像重建。因为测量次数远小于图像像素数,要通过优化求解不确定性问题来重建图像,需要耗费大量的时间进行迭代运算,以至于难以将重建算法部署在终端设备上。深度神经网络用于压缩测量图像的重建已成为最近的研究热点<sup>[13]</sup>,训练后权重固定的重建网络从低维测量值中恢复高维的图像,可避免上述传统迭代算法带来的大量计算,从而实现快速重建。Zhang等<sup>[14]</sup>受迭代收缩阈值算法(ISTA)的启发,提出一种压缩感知重建网络ISTA-Net,而后Yao等<sup>[15]</sup>提出了一种新颖的深度残差重建网络(DR<sup>2</sup>-Net)从其压缩感知测量中重建图像,本课题组设计了适用于二值化采样的重建网络(Bsr<sup>2</sup>-Net)模型来解决传统压缩重建算法计算复杂度高的问题<sup>[16]</sup>。大量研究表明,基于深度学习的SPI极大地减小了重建时间,且获得了更好的重建结果,可部署在终端设备上,这为实时场景的应用和便携化提供了可能。但以上论文报道的基于深度学习的SPI系统,获得采样数据后离线在计算机重建出图像,集成度较低。为了集成SPI、光子计数技术和深度学习技术,本文设计了一套智能光子计数单像素显微成像系统,使用Zynq平台实现软硬件协同工作,在压缩采样完成后直接在终端板卡上进行图像的网络重建<sup>[17-18]</sup>,无需转移数据到计算机(PC)端,极大地提升了成像速度和系统集成度,在实际中具

有广阔的应用前景。

## 2 原理及实现

### 2.1 实验装置

搭建的成像实验系统如图1(b)所示。基于一台奥林巴斯IX73显微平台,其中OL为显微物镜,放大倍数为20,DMD为数字微镜器件,PMT为光电倍增管,Zynq为赛灵思(Xilinx)公司高性能SOC开发平台,L1和L2为聚焦透镜。成像标本选用标准分辨率板USAF 1951测试卡,DMD采用的是TI公司0.7XGA12°DDR型,由1024×768微反射镜阵列组成,微镜尺寸为13.68 μm×13.68 μm,每个微镜可以在加载到DMD上的随机二值矩阵的控制下独立实现±12°偏转,微镜偏转频率最高可达3000 Hz。PMT具有单光子探测能力,在极弱光照射下,输出的电脉冲信号呈现自然离散状态,可采用脉冲甄别技术把电脉冲信号识别并提取出来。Zynq开发平台采用核心板加扩展板的模式,可使用扩展板来增添亚微型A版(Subminiature version A, SMA)接口,相比杜邦线传输信号提高了信号质量,此外将双核ARM Cortex-A9和现场可编程门阵列(Field programmable gate array, FPGA)集成在一颗芯片上,为软件和硬件的协同设计提供了极大的便利,Zynq的FPGA芯片称为PL端,Arm核称为PS端,PL和PS端通过高级可扩展接口(Advanced extensible interface, AXI)进行高速的数据交互,另外核心板上含有2片共1 GB高速DDR3 SDRAM芯片,有足够空间用于存储重建网络和测量值数据。

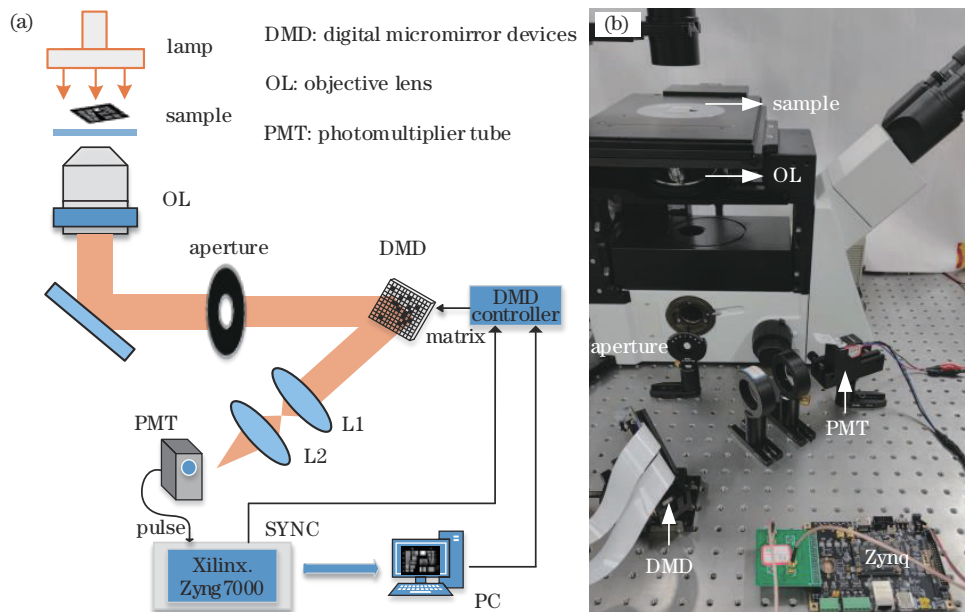


图1 实验系统图。(a)系统原理图;(b)实验装置图

Fig. 1 Experimental system diagram. (a) Schematic diagram; (b) experimental setup

实验系统区别于 SPI 系统搭建,在 DMD 前放置放大倍数为 20 的显微物镜,对目标样品进行放大。卤素灯照亮样品台上的样品,透射光经过显微物镜,射到底部的反射镜上,反射镜将光以平行桌面的角度射出照射到 DMD 上,在 DMD 表面呈现放大的倒立像,通过 DMD 加载不同掩模对光进行调制,其中掩模为二值矩阵,矩阵中 1 为微镜偏转  $+12^\circ$ , 0 为偏转  $-12^\circ$ ,在 DMD 微镜的  $+12^\circ$  反射方向上设置 2 个凸透镜,用于对发散的光进行聚焦,保证全部光子收集进单光子探测器, PMT 探测到微弱光信号并转为离散的电脉冲信号,

电脉冲信号在 PL 端被检测并计数,作为测量值数据被传到 PS 端进行图像的网络重建,获取重建图像数据后进行灰度值归一化,结果通过高清多媒体接口 (High definition multimedia interface, HDMI) 连接显示器显示。

DMD 偏转控制、光子计数和网络重建的功能都在 Zynq 开发板上完成,实现的功能框图如图 2 所示,Zynq 平台的可编程逻辑实现 DMD 偏转和光子计数同步控制,Zynq 平台的内嵌 Arm 处理器实时部署深度学习重建网络,实现了 SPI、光子计数和深度学习技术的集成。

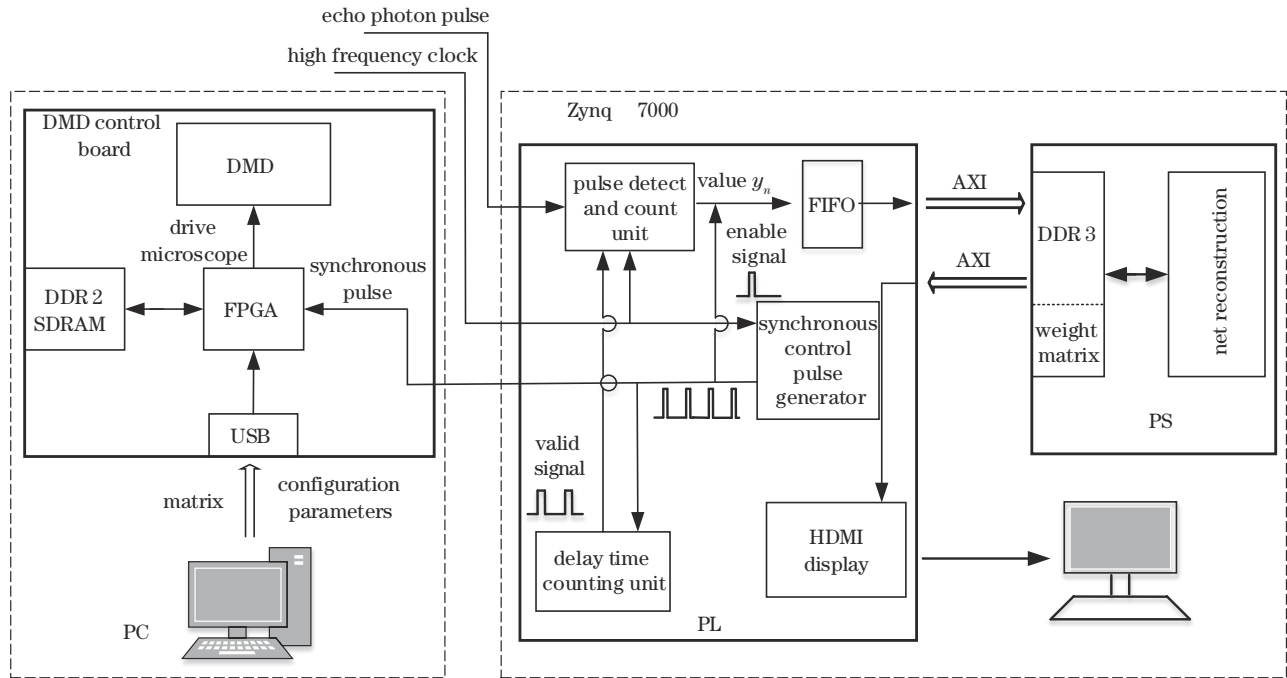


图 2 Zynq 平台实现的功能框图

Fig. 2 Functional block diagram of Zynq platform

## 2.2 DMD 偏转和光子计数同步控制模块

利用 Zynq 平台内的可编程逻辑设计了基于 FPGA 的 DMD 偏转和光子计数同步控制模块,该模块主要完成如下功能:1) 控制 DMD 按照设定频率、帧数偏转,即按照要求加载所有测量矩阵;2) 同步记录该测量时间间隔内单光子探测器输出的离散脉冲个数;3) 将脉冲计数数值写入先入先出 (First input first output, FIFO) 存储器,直到测量完成后将 FIFO 中所有数据通过 AXI 总线写入 DDR,以便 PS 端能够直接访问测量值数据,进行图像重建。根据上述功能需求,此模块电路总体框图如图 2 中 PL 端所示。实验中,同步控制脉冲产生器根据预设采样频率和测量次数产生符合要求的同步控制脉冲;同步控制脉冲触发 DMD 控制板加载一帧新的测量矩阵,同时作为延迟时间计数单元起始信号,产生计数有效信号,控制脉冲检测和计数单元对有效时间内的回波光子进行同步计数;因 AXI 总线基于突发传输机制,且数据流需要跨时钟域传输,故将获取的光子计数数据储存在 FIFO 中,待采

样次数达到一次突发传输长度时,进行突发传输。其中 FIFO 深度设置为 2048,远大于最大测量次数,AXI 总线突发长度设置为 128,传输过程使用 3 个通道,分别为写地址、写数据和写响应通道。

由上位机通过 USB 下发参数,设置 DMD 工作模式为外同步模式,此模式下 DMD 驱动板检测到外部同步信号时便加载一帧测量矩阵,随后控制微镜偏转,查阅手册可知从发出同步信号到微镜偏转状态稳定总耗时为  $t$ ,故此微镜偏转不稳定期内探测光子为无效光子,不计入数值。系统复位后,在 FPGA 端设置好采样频率  $f$ 、测量次数  $M$ 、系统时钟频率  $F$  等参数,按键启动,该模块时序图如图 3 所示。检测到开始测量信号上升沿之后:

- 1) 同步控制脉冲产生器通过对高频时钟进行分频,产生频率与预设采样频率一致的同步脉冲;
- 2) 检测到同步控制脉冲上升沿时,对同步控制脉冲进行计数,该计数值即为测量次数,当测量次数达到

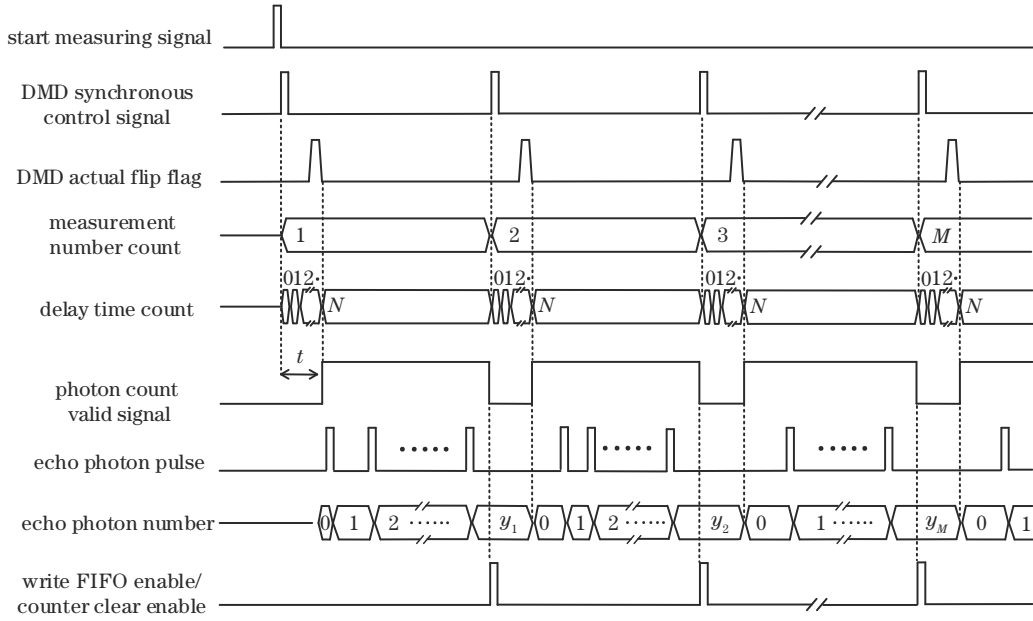


图 3 DMD 偏转和光子计数同步控制模块时序图

Fig. 3 Timing diagram of DMD deflection and photon counting synchronous control

$M + 1$  时, 停止产生同步控制脉冲;

3) 检测到同步控制脉冲上升沿时, 将光子计数有效信号置为低电平, 同时延迟时间计数器清零并重新开始对高频时钟进行计数, 当计数数值等于  $t \times F$ , 停止计数并将光子计数有效信号置为高电平, 直到检测到下一个同步控制脉冲上升沿;

4) 在检测到光子计数有效信号上升沿时, 光子计数单元清零重新开始对回波光子同步计数, 并在光子计数有效信号为低电平时停止计数;

5) 在检测到光子计数有效信号下降沿时, 将 FIFO 写使能信号置为高电平, 持续一个高频时钟周期, 该使能信号控制光子计数单元将此刻计数值写入 FIFO。

整个电路主要是在同步控制脉冲的控制下实现其功能的, 测量次数计数值达到预设的测量次数, 标志已经获取到所有的光子计数值, 按照实验要求完成了 DMD 控制和单光子计数模块。相比普通的 DMD 外同步模式下的控制程序, 设置了光子计数有效信号, 能够在微镜偏转不稳定期间内停止计数, 减小了实验装置所带来的系统误差。根据 VIVADO 给出的功耗分析报告, 该过程系统总功耗为 1.877 W。

### 2.3 深度学习重建网络的部署

通过仿真实验结果可知, DFC-Net 的重建效果优于传统重建算法, 接近 DR<sup>2</sup>-Net, 且具有网络参数较少、资源消耗小、重建速度快的优点, 而复杂网络 DR<sup>2</sup>-Net 的网络参数量很大, 考虑到 Zynq 平台的内存资源有限, 采用 DFC-Net 进行图像重建。

网络结构图如图 4 所示, 其中包含 2 个全连接层, 输入层的神经元个数由测量次数决定, 隐藏层和输出层包含 1024 个神经元。神经网络的输入为原始图像  $x$

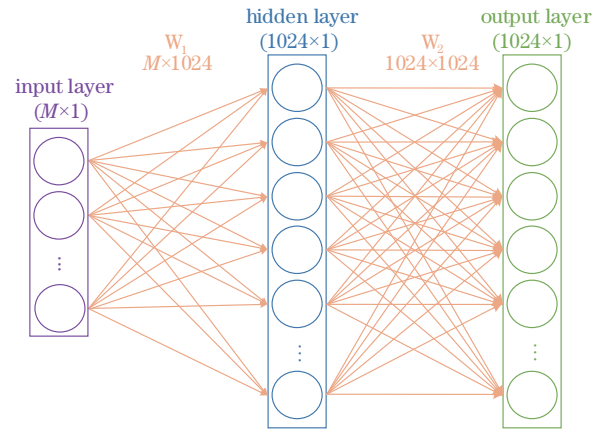


图 4 DFC-Net 结构示意图

Fig. 4 DFC-Net structure diagram

经过二值矩阵采样所得到的测量值  $y$ , 测量值  $y$  经过两层全连接层  $F_{c1}$ 、 $F_{c2}$  的线性映射后, 得到的输出即为重建结果  $\hat{x}$ , 这个过程可以表示为

$$\hat{x} = F_{c2}(F_{c1}(y)). \quad (1)$$

神经网络的训练过程需要不断地优化各层的权重  $W_x$  和偏置  $b_x$ , 使最终得到的重建结果误差最小:

$$\min \|x - \hat{x}\|_2. \quad (2)$$

将神经网络中训练所得的权重矩阵  $W_x$  和偏置向量  $b_x$  保存为 Matlab 矩阵文件, 通过 Matlab 将其转化为 C 语言格式下的矩阵文件, 并将矩阵文件添加到工程中, 使用 Xilinx 开发工具 SDK 写入编译文件, 下载到开发板 DDR 存储器中。此时 Arm 处理器等待 PL 端获取所有测量值数据并写入 DDR 后开始进行重建工作, 使用可扩展多用途输入输出 (Extendable multiplexed I/O, EMIO) 接口, PS 端驱动 EMIO 不断获取 PL 端按

键的电平状态,当检测到按键按下时,开始重建过程,Arm核工作模式为串行运算,通过不断访问内存读出数据,循环将测量值矩阵和权重矩阵内元素进行乘累加运算,实现测量值矩阵和权重矩阵相乘,所得新矩阵加上偏置向量即为重建结果,将每一个元素归一化到0~255区间,即可得到最终的重建图像。在重建过程中,所训练的神经网络针对不同的样品具有很好的泛化能力,重建所耗时间基本一致,不需要重新进行计算,重建时间大约为传统重建算法的8%。

### 3 结果与讨论

#### 3.1 仿真实验结果

使用TVAL3算法、DR<sup>2</sup>-Net和DFC-Net网络在缩放到32 pixel × 32 pixel大小的set-11数据集上进行对比实验,采样率(SR)分别设置为10%、15%、20%、25%、30%,对应采样次数102、154、205、256和307,实验中的测量矩阵均使用随机二值矩阵,矩阵中的元素为1或-1。在训练DFC-Net和DR<sup>2</sup>-Net时,将set of 91数据集中的自然图片以横纵14 pixel的步长进行裁剪,得到21760张32 pixel × 32 pixel的图像块,将其作为网络训练的训练集,训练时的batch size设置为128,优化器为Adam,学习率为0.0001,epoch数为1000,损失函数为均方误差(MSE),用于训练神经网络的电脑所搭载的环境为Inter Core Xeon W-2133 CPU 3.60 GHz, 2 NVIDIA GTX2080Ti GPUs, 64 GB RAM。

DFC-Net、DR<sup>2</sup>-Net、TVAL3三者设在set-11数据集上的平均峰值信噪比(Peak signal to noise ratio, PSNR)曲线如图5所示,从图中可知,DFC-Net在仿真实验中设置的5个采样率下的表现均介于TVAL3和DR<sup>2</sup>-Net之间。此外,在设置的5个采样率下DFC-Net的PSNR曲线上升趋势明显,在10%采样率下,DFC-Net的PSNR值达到23.4991 dB。相较于DR<sup>2</sup>-Net复杂的网络结构,DFC-Net的网络结构更加简单,重建质量介于DR<sup>2</sup>-Net与TVAL3之间。

#### 3.2 实验结果

在单像素显微成像系统上,通过实验来测试

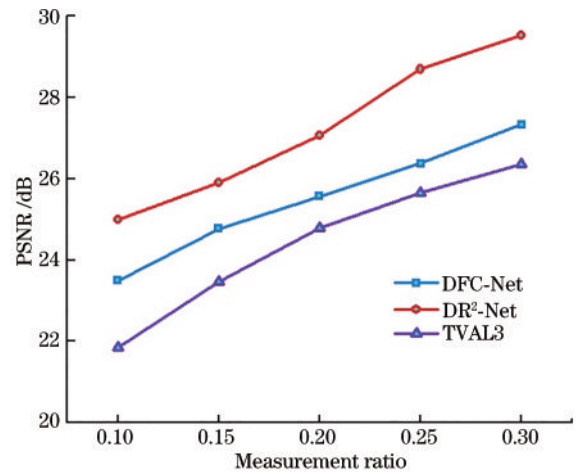


图5 DFC-Net、DR<sup>2</sup>-Net、TVAL3在不同采样率时的仿真实验平均PSNR值比较

Fig. 5 Simulation experimental average PSNR values of DFC-Net, DR<sup>2</sup>-Net and TVAL3 in different sampling rates

DFC-Net的实际重建效果,与重建方案DR<sup>2</sup>-Net和TVAL3进行对比。实验成像目标采用同一USAF 1951分辨率测试卡进行透射成像实验,选取4组2号元素作为成像区域,根据查找表可知此处线宽和线间距都为27.84 μm。为了以较少的像素实现快速的大面积成像,采用多微镜组合像素方法<sup>[19]</sup>,即将多个微镜组合作为一个像素,同时被控制转向同一方向,以32 pixel × 32 pixel为例进行实验,则微镜组合为32 pixel × 24 pixel。

在各采样率下进行试验,将测量值记录并保存下来,使用PC进行DR<sup>2</sup>-Net和TVAL3算法重建,获取实验对比数据,再将测量值传到Arm核内进行DFC-Net算法重建,成像效果分别如图6~图8所示。在高采样率下,3种重建方式都能完成线宽和线间距为27.84 μm的极小图案的显微成像,成像效果清晰,且单像素显微成像具有以下特点:1)成本低,相对于市场上的阵列式相机如互补金属氧化物半导体(Complementary metal oxide semiconductor, CMOS)相机成本更低;2)灵敏度高,点探测器可以同时收集多个像素的光强,使得平均到单个像素上的光子数极少也能够重建出清晰的图像。

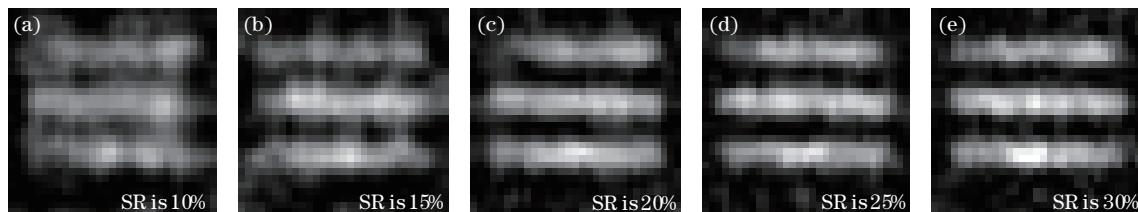


图6 不同采样率下DFC-Net重建结果(Zynq)

Fig. 6 DFC-Net reconstruction results with different sampling rates (Zynq)

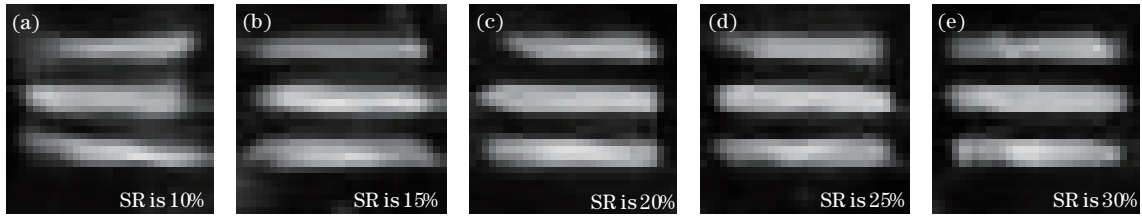
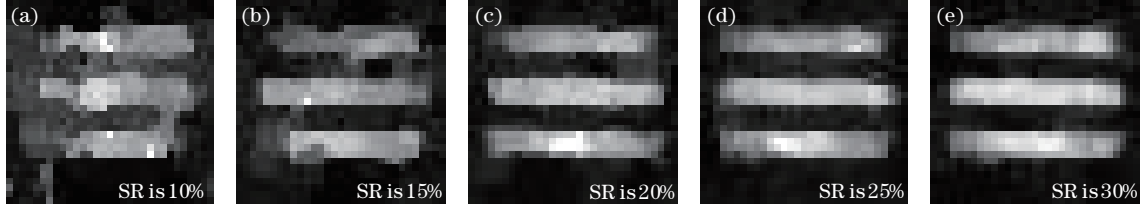
图7 不同采样率下DR<sup>2</sup>-Net重建结果(PC)Fig. 7 DR<sup>2</sup>-Net reconstruction results with different sampling rates (PC)

图8 不同采样率下TVAl3重建结果(PC)

Fig. 8 TVAl3 reconstruction results with different sampling rates (PC)

表1为实验中DFC-Net、DR<sup>2</sup>-Net和TVAl3在各采样率对应的PSNR值,可以看出在10%采样率下,由于噪声的干扰,三者的重建结果都有形变,TVAl3算法甚至无法还原原始图像的轮廓,但随着采样率的增加,三者的重建质量也逐步提升,从整体重建结果上看,除了在10%采样率下DFC-Net的重建结构优于TVAl3以外,其余采样率下的结果均略逊于其他2种算法,这是因为在移植重建网络的过程中,将浮点型数据转化为整型数据损失了部分精度,但DFC-Net的重建质量损失仍然处于可接受的范围内。在高采样率下,DR<sup>2</sup>-Net的重建效果超过另外2种重建算法,符合以往研究成果。

表1 DFC-Net、DR<sup>2</sup>-Net和TVAl3在不同采样率时的PSNR值  
Table 1 PSNR values of DFC-Net, DR<sup>2</sup>-Net and TVAl3 with different sampling rates

Method	SR is	SR is	SR is	SR is	SR is
	0.10	0.15	0.20	0.25	0.30
DFC-Net	16.0293	17.4777	20.4703	21.4196	22.9077
DR <sup>2</sup> -Net	18.9542	20.2266	23.2170	23.7721	25.3211
TVAl3	15.6226	18.6695	23.1249	24.4814	25.2373

### 3.3 测量次数对成像质量的影响

根据压缩感知理论,测量次数越多,重建图像的质量越高,这在成像系统中很容易验证,但增加测量次数必然导致采样效率降低。为此,固定总的采样时间不变,测试显微成像实验是否有类似的结论。

实验探测到的脉冲计数主要可分为2部分:1) 照明光信号引起的单光子脉冲信号的计数 $\alpha_{vp}$ ;2) 环境光或暗计数引起的噪声计数 $\alpha_{np}$ 。物体上的照明处于单光子水平,在相同的时间内,多次测量( $\alpha_{vp} + \alpha_{np}$ )和 $\alpha_{np}$ 的

值都服从泊松分布<sup>[20]</sup>,那么总共的噪声可以表示为

$$n_{all}^2 = (\sqrt{\alpha_{vp} + \alpha_{np}})^2 + (\sqrt{\alpha_{np}})^2. \quad (3)$$

压缩测量的信噪比 $R_{SN}$ 为

$$R_{SN} = \frac{\alpha_{vp}}{n_{all}} = \frac{\alpha_{vp}}{\sqrt{\alpha_{vp} + 2\alpha_{np}}}. \quad (4)$$

设 $t_u$ 为测量时间, $\alpha'_{vp}$ 和 $\alpha'_{np}$ 为单位时间内各部分光子计数率,则式(4)可以表示 $R_{SN}$ 为

$$R_{SN} = \frac{\alpha'_{vp} \times t_u}{\sqrt{\alpha'_{vp} \times t_u + 2\alpha'_{np} \times t_u}} = \frac{\alpha'_{vp} \times \sqrt{t_u}}{\sqrt{\alpha'_{vp} + 2\alpha'_{np}}}. \quad (5)$$

由于总光子计数值与测量时间成线性关系,测量时间越长,总光子数越多,单光子计数值越大,同时噪声计数也越大,但是二者增长速度不同,从式(5)可知信噪比增大。当采样时间固定时,测量次数增加,每次测量的时间越短,则每次测量的平均信噪比越小,所受泊松散粒噪声影响越大。

为了验证上述结论,选取分辨率板上的分组标号数字“5”作为成像目标,并设计了多个不同采样次数的测量矩阵,进行了一组采样时间相同但测量次数不同的成像实验。实验的重建结果如图9(a)所示。总采样时间为128 s,图像分辨率为32 pixel × 32 pixel,同样为了量化重建图像质量,使用MSE表示图像重建效果与测量次数的关系。从图9(b)可知,起初随着测量次数增加,重建图像的质量有了显著的提高,而当测量次数 $M$ 增加到一定程度时,图像重建质量开始下降,结果符合上述结论。这是因为随着测量次数的增加,每次测量的时间缩短,导致重建图像的质量受到泊松散粒噪声的严重影响。因此,为了能在高效采样的同时获得高质量的重建图像,需要增加测量次数,但应确保每次测量的时间足以抑制泊松散粒噪声。

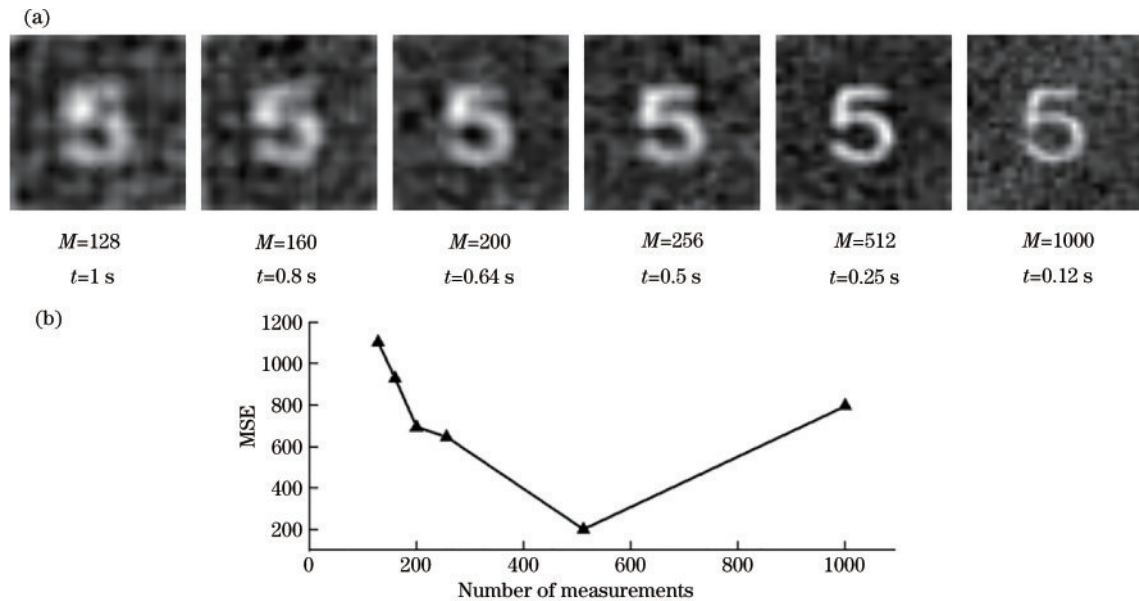


图9 实验结果。(a)重建图像;(b)不同测量次数下重建结果的均方误差曲线

Fig. 9 Experimental results. (a) Reconstructed images; (b) MSE curve of reconstruction results under different number of measurements

## 4 结 论

设计并验证了一套智能光子计数单像素显微成像系统。利用 Zynq 平台的可编程逻辑部分精确的多路时序控制性能来实现 DMD 偏转和光子计数的同时,利用内嵌 Arm 处理器实时部署深度学习重建网络,完成了 DMD 控制、光子计数和网络重建功能的集成软硬件协同工作,具有集成度高、轻便和成本低的优势。实验结果表明:Zynq 上实现 DFC-Net 的重建图像质量优于 TVAL3,虽然略低于 DR<sup>2</sup>-Net,但是所消耗的资源少、成像速度快,在高实时性的成像领域具有重要的实际应用意义。此外,为了在高效率采样的同时获得高质量的成像结果,每次测量的时间应该适中,以确保重建图像的质量受到泊松散粒噪声的影响较小。

## 参 考 文 献

- [1] 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.
- [2] Zhang Z B, Wang X Y, Zheng G A, et al. Hadamard single-pixel imaging versus Fourier single-pixel imaging [J]. Optics Express, 2017, 25(16): 19619-19639.
- [3] Lu T A, Qiu Z H, Zhang Z B, et al. Comprehensive comparison of single-pixel imaging methods[J]. Optics and Lasers in Engineering, 2020, 134: 106301.
- [4] Stantchev R I, Yu X, Blu T, et al. Real-time terahertz imaging with a single-pixel detector[J]. Nature Communications, 2020, 11: 2535.
- [5] Gibson G M, Johnson S D, Padgett M J. Single-pixel imaging 12 years on: a review[J]. Optics Express, 2020, 28(19): 28190-28208.
- [6] Radwell N, Mitchell K J, Gibson G M, et al. Single-pixel infrared and visible microscope[J]. Optica, 2014, 1(5): 285-289.
- [7] 王金成, 匡翠方, 王轶凡, 等. 基于压缩感知的荧光显微多光谱成像[J]. 中国激光, 2013, 40(12): 1204003. Wang J C, Kuang C F, Wang Y F, et al. Multispectral fluorescence microscopic imaging based on compressive sensing[J]. Chinese Journal of Lasers, 2013, 40(12): 1204003.
- [8] 王美昌, 于斌, 张炜, 等. 基于数字微镜器件的数字线扫描荧光显微成像技术[J]. 物理学报, 2020, 69(23): 238701. Wang M C, Yu B, Zhang W, et al. Digital line scanning fluorescence microscopy based on digital micromirror device[J]. Acta Physica Sinica, 2020, 69(23): 238701.
- [9] Studer V, Bobin J, Chahid M, et al. Compressive fluorescence microscopy for biological and hyperspectral imaging[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America, 2012, 109(26): E1679-E1687.
- [10] Yu W K, Yao X R, Liu X F, et al. Compressive microscopic imaging with "positive-negative" light modulation[J]. Optics Communications, 2016, 371: 105-111.
- [11] Deng H X, Wang G, Li Q, et al. Transmissive single-pixel microscopic imaging through scattering media[J]. Sensors, 2021, 21(8): 2721.
- [12] Higham C F, Murray-Smith R, Padgett M J, et al. Deep learning for real-time single-pixel video[J]. Scientific Reports, 2018, 8: 2369.
- [13] Ochoa M, Rudkouskaya A, Yao R, et al. High compression deep learning based single-pixel hyperspectral macroscopic fluorescence lifetime imaging *in vivo*[J]. Biomedical Optics Express, 2020, 11(10): 5401-5424.
- [14] Zhang J, Ghanem B. ISTA-net: interpretable optimization-inspired deep network for image compressive sensing[C]// 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 18-23, 2018, Salt Lake City,

- UT, USA. New York: IEEE Press, 2018: 1828-1837.
- [15] Yao H T, Dai F, Zhang S L, et al. DR2-Net: deep residual reconstruction network for image compressive sensing[J]. Neurocomputing, 2019, 359: 483-493.
- [16] Li B, Yan Q R, Wang Y F, et al. A binary sampling Res2net reconstruction network for single-pixel imaging [J]. The Review of Scientific Instruments, 2020, 91(3): 033709.
- [17] 孙磊, 肖金球, 夏禹, 等. 改进的基于嵌入式 SoC 卷积神经网络识别模型[J]. 计算机应用与软件, 2020, 37(3): 257-260.
- Sun L, Xiao J Q, Xia Y, et al. Improved convolutional neural network recognition model based on embedded soc [J]. Computer Applications and Software, 2020, 37(3): 257-260.
- [18] 周鑫. 全连接神经网络在 FPGA 上的实现与优化[D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2018: 37-49.
- Zhou X. Implementation and optimization of fully connected neural network on FPGA[D]. Hefei: University of Science and Technology of China, 2018: 37-49.
- [19] Yan Q R, Wang H, Yuan C L, et al. Large-area single photon compressive imaging based on multiple micro-mirrors combination imaging method[J]. Optics Express, 2018, 26(15): 19080-19090.
- [20] 鄢秋荣. 基于 MCP 位敏阳极探测器的时间相关单光子计数技术研究[D]. 西安: 中国科学院西安光学精密机械研究所, 2012: 100-107.
- Yan Q R. Research on time-correlated single photon counting techniques based on MCP position sensitive anode detector[D]. Xi'an: Xi'an Institute of Optics and Precision Mechanics, Chinese Academy of Sciences, 2012: 100-107.