

基于超分辨深度学习单光子阵列超快曝光增强成像*

张智杰¹⁾ 郭龔强^{1)2)3)†} 郭晓丽²⁾ 张丽²⁾ 宋铠炜¹⁾ 张明江^{1)2)3)‡}

1) (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)

2) (太原理工大学物理与光电工程学院, 太原 030024)

3) (太原理工大学精密测量物理山西省重点实验室, 太原 030024)

(2025年4月3日收到; 2025年5月12日收到修改稿)

为突破单光子成像在极短曝光条件下成像质量与速率受限的问题, 本文提出一种融合超分辨深度学习的单光子成像增强神经网络, 实验上对单光子阵列在超快曝光时间下所获取的低信噪比图像进行增强重构, 实现了在低于 0.5 个光子通量条件下的高保真成像. 实验上实现了对微秒至毫秒曝光时间范围内 512×512 像素的单光子阵列高分辨成像, 并对 μs 量级短曝光时间下的目标图像进行重构. 通过构建的单光子增强深度神经网络可显著提升图像的峰值信噪比 (PSNR+7.21 dB) 和结构相似性指数 (SSIM+0.34), 远高于传统超分辨方法 (Bicubic) 对低曝光图像超分辨增强重构 (PSNR+0.49 dB/SSIM+0.05), 并有效补偿了超快曝光下的成像细节丢失. 并在成像曝光时间 $5 \mu\text{s}$ 时, 成功实现了对 5.19 km 处无人机 512×512 像素的高分辨率弱光成像, 表明该方法在远距离目标成像良好的应用潜力.

关键词: 单光子阵列探测, 增强成像, 深度神经网络, 超快曝光**PACS:** 42.50.-p, 42.50.Ar, 42.30.Va**DOI:** 10.7498/aps.74.20250432**CSTR:** 32037.14.aps.74.20250432

1 引言

近年来, 随着高灵敏度单光子探测器的兴起与广泛应用, 尤其是在量子成像^[1-4]和光学成像^[5-8]领域已取得了许多重要成果, 基于单光子级别的弱光成像技术^[9-12]逐渐成为高分辨成像系统中的一个重要分支. 目前主流的单光子探测器为单光子计数雪崩二极管 (SPAD) 传感器, SPAD 传感器能够在标准化的半导体制造工艺中实现继承和低成本生产, 支持不同规模的像素阵列尺寸, 囊括了从单个像素探测器尺寸到上万像素的 SPAD 阵列^[13-15]. 单像素 SPAD^[16,17] 探测器的工艺结构相对简单, 凭

借着高灵敏、尺寸小、成本低的特点常作为弱光成像的首选, 但单像素 SPAD 由于缺乏空间分辨率, 只能探测一个位置的信号, 无法提供空间信息. 它通常与一个具备空间分辨率的空间光调制器 DMD 或 SLM 配合使用, 通过单光子压缩感知^[18,19]成像技术或量子关联成像技术^[20,21]重构二维图像. 虽然单像素探测器能提供 ns 级别甚至 ps 级别的时间分辨率, 但受限于空间光调制器的帧频速率, 导致单像素 SPAD 和空间光调制器构成单像素相机执行单光子成像任务时, 成像速率很难取得突破^[22-24]. 如果还对成像分辨率有较高的要求, 例如达到数十万以上像素, 以目前最快的空间光调制器 DMD 的帧频速率 22 kHz 为例, 成像速率通常被限制在

* 国家重点研究计划 (批准号: 2022YFA1404201)、国家自然科学基金 (批准号: 62175176, 62475185, U23A20380)、中央引导地方科技发展资金 (批准号: YDZJSX2025D015) 和山西省自然科学基金 (批准号: 202403021221034) 资助的课题.

† 通信作者. E-mail: guoyanqiang@tyut.edu.cn

‡ 通信作者. E-mail: zhangmingjiang@tyut.edu.cn

秒量级, 假设成像物体是一个快速运动的动态目标, 秒量级的成像速率难免会引起动态模糊^[25,26], 也对单光子成像系统的快速实时性提出了挑战。

SPAD 阵列传感器保留了单像素 SPAD 传感器出色的灵敏度、低暗计数率和高时间分辨率. 由于制造工艺的提升, 多路传感器和读出电路在同一芯片上平排制造, 具备空间分辨率 SPAD 阵列相机问世. 由于 SPAD 阵列多像素和电路的集成设计难免会造成像素间的交叉串扰, 影响信号的准确性, 并且阵列相机的填充因子通常较低, 尽管可以通过 3D 堆叠和微透镜阵列等方法改善填充因子, 但相较于单像素 SPAD, 它的空间利用率仍旧有待提高. 但不可否认的是, SPAD 阵列凭借多路探测器并行处理, 在高动态范围光子通量探测以及高帧率光子计数测量表现出色^[27], 并且目前商用的 SPAD 阵列已集成了数十万个探测像素单元, 具备优秀的空间分辨能力. 不幸的是, 由于制造工艺及各方面的挑战, SPAD 阵列相机在高量化位深采样模式下获取高分辨率单光子强度成像时, 其曝光时间被限制在 ms 水平^[28], 当动态目标的运动频率达到 kHz 以上时, 很难保证在曝光成像时间内不产生动态模糊^[29]. 虽然可以牺牲量化位深缩短阵列相机的最低曝光时间至 ns 水平, 但过短的曝光时间导致单光子阵列捕捉的稀疏光子数据还携带有大量的噪声, 因此需要考虑可靠的光子去噪方法将背景噪声和信号有效分离, 以此提高成像系统的信噪比^[30-32]. 因此, 仅靠牺牲量化采样精度为代价以提高成像系

统的实时性仍有待进一步优化改进。

针对以上问题, 本文提出了一种融合超分辨深度学习的单光子增强深度神经网络, 通过构建动态曝光时间单光子成像数据集并进行自适应训练, 可实现对超短曝光时间下获取到的低质量成像增强重构. 通过设计实验方案并搭建实验平台, 利用本文提出的方法成功对 μs 级曝光时间下的低质量成像结果进行有效单光子成像增强. 本研究为单光子阵列实现超快曝光高质量成像提供了一种新的技术途径。

2 单光子阵列增强超分辨深度学习成像实验结果

2.1 实验方案及测试

本研究所采用的高灵敏度单光子阵列探测器为 512×512 像素阵列结构, 具备超低暗计数水平 (暗计数低至 25 counts/s), 凭借该款单光子阵列探测器的性能优势, 发展高速动态目标的单光子高分辨率成像系统具有重要意义. 为系统研究单光子阵列在不同曝光时间下对成像质量造成的影响, 本文设计并搭建了一套收发同轴的光学系统, 该装置能通过可调焦光学组件实现远/近目标探测的灵活切换, 具体如图 1 所示。

在实验中, 为了模拟外界大气湍流等环境因素可能会造成干扰, 选取了一个旋转风扇作为近场探测目标. 实验采用波长为 532 nm 的光纤脉冲激光器

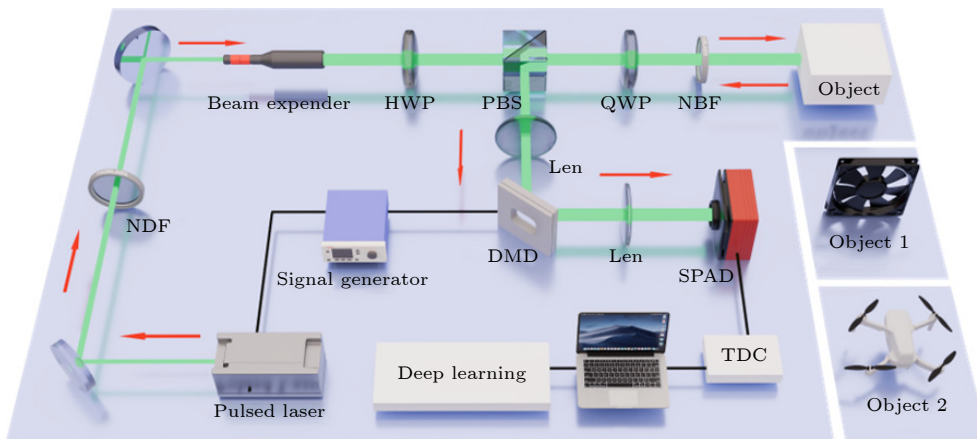


图 1 基于单光子阵列的单光子增强成像系统实验装置, 其中 NDF 为中性密度滤光片, DMD 为数字微镜器件, HWP 为半波片, PBS 为偏振分束器, QWP 为四分之一波片, NBF 为窄带滤光片, TDC 为时间数字转换器

Fig. 1. Experimental measurement device for single photon enhanced imaging based on SPAD array. NDF is a neutral density filter, DMD is a digital micromirror device, HWP is a half-wave plate, PBS is a polarization beam splitter, QWP is a quarter-wave plate, NBF is a narrow-band filter, and TDC is a time-to-digital converter.

作为光源,脉冲宽度为 500 ps,激光重频为 10 MHz. 通过功率稳定模块将输出功率控制在 1 mW, 随后出射光源通过一个中性密度滤光片可将光功率衰减 10^3 倍, 将光功率控制到 μW 量级. 衰减后的光束经过扩束准直模块后, 依次通过由半波片与偏振分束器构成的偏振选择模块, 筛选出水平线偏振光. 接着, 该光束经过 1/4 波片将水平线偏振光转换为圆偏振光, 准直后的照明光束通过 532 nm 窄带滤光片后透射至目标物体. 当部分光子从目标物体反射并沿原光路返回时, 再次通过 1/4 波片, 其偏振态被恢复为线偏振态, 从而实现与入射光路的偏振隔离. 最终, 回波光束经过数字微镜阵列 (digital micro-mirror device, DMD) 进行空间强度编码后, 由单光子阵列完成二维光子计数强度统计.

2.1.1 单光子阵列采样位数与曝光时间对探测性能的影响

在本实验中, 单光子阵列的最低曝光时间与其工作采样 bit 数呈现显著的相关性, 随着量化位数的提升 (4 bit, 6 bit, 8 bit, 10 bit), 阵列的最低可配置曝光时间从 $1 \mu\text{s}$ 逐渐延长至 $1000 \mu\text{s}$. 为量化分析该特性对单光子阵列探测性能的影响, 本研究在一定入射光功率条件下, 通过调节单光子阵列分别工作于 4 bit, 6 bit, 8 bit, 10 bit 四种采样模式, 对 20—1000 μs 曝光时间段内获取到的光子分布进行分析, 结果如图 2 所示. 单光子阵列采用与采样位数严格匹配的位深图像格式进行存储, 其中像素灰度值直接反映单光子阵列各像元的光子计数统计量. 考虑到 SPAD 阵列中每个像素探测器固有的死时间, 可能忽略未探测的部分入射光子, 导致实际探测光子数偏低, 这种影响在光子计数率较高的条件下越发明显. 因此本研究提出基于泊松统计分布模型的光子数堆积校正公式, 将单光子阵列测得的有损光子数转换为应实际由 SPAD 阵列探测的光子数, 光子数堆积校正公式如下:

$$N_{\text{actual}} = -\ln\left(1.0 - \frac{N_{\text{measured}}}{2^{\text{bit}} - 1}\right) \times (2^{\text{bit}} - 1), \quad (1)$$

其中, N_{actual} 为实际入射光子数, N_{measured} 为实测光子数, bit 位则表示单光子阵列的采样量化位.

利用光子数堆积校正公式 (1) 估计每个像素探测器所应探测到的实际入射光子数, 当曝光时间在 200 μs 以内时, 每像素探测到的平均光子数均

低于 1 个光子, 说明在此曝光时间以内, 进入单光子阵列的光子通量已达到单光子水平.

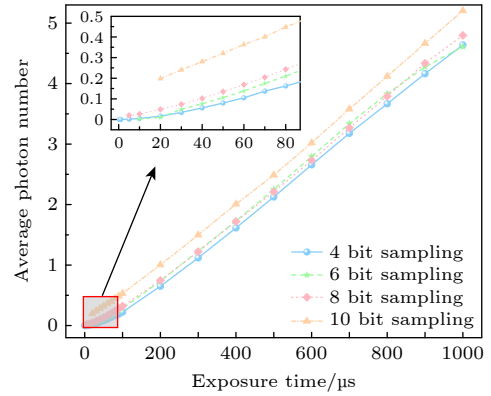


图 2 在不同采样位数条件下, 单光子阵列探测平均光子数随曝光时间变化的实验结果

Fig. 2. Experimental results of the average number of photons detected by SPAD array with exposure time under different sampling bits.

图 2 为单光子阵列采样位深随曝光时间改变的光子数统计结果, 随着曝光时间的改变, 平均光子数 $\langle n \rangle$ 与曝光时间呈近似线性增长趋势. 当改变 SPAD 阵列的采样位深时, 探测器所探测到的平均光子数略有差异, 并且随着曝光时间的延长, 不同位深对应曝光时间所探测到的光子数差值逐渐增大. 但在 $\langle n \rangle < 1$ 的极弱光条件下, 采样位深导致的探测差异 $\Delta n < 0.5$ 个光子. 而采样位深的降低, 意味着单光子阵列拥有更快的曝光时间. 在 4 bit 采样下, SPAD 阵列探测曝光时间最低可触及 $1 \mu\text{s}$, 在 10 bit 采样下, 最短曝光时间被限制在 $20 \mu\text{s}$. 因此, 在弱光条件下, 降低阵列采样位深可在保证光子计数精度的前提下, 实现更高时间分辨率的光子探测.

随后对探测光子进行校正分析, 结果如图 3 所示. 随着曝光时间的延长, 即单位时间撞击单光子阵列的光子数通量越大, 校正前后光子数之差呈上升趋势, 同时随着采样比特位数的增加, 探测和实际入射光子之差也随之增大.

通过对单光子阵列每个像元探测器响应的光子量并进行累加, 可以得到整个入射 SPAD 阵列的光子总量. 实验中 SPAD 阵列的平均暗计数为 25 counts/s, 根据下式, 对 SPAD 阵列进行信噪比分析:

$$R_{\text{SNR}} = 20\log_{10}\left(\frac{N_{\text{Signal}}}{\sigma}\right). \quad (2)$$

其中, R_{SNR} 为信噪比; N_{Signal} 为入射 SPAD 阵列响应的总的光子信号; 在弱光成像条件下, 光子通量处于较低状态, 光子计数波动受暗计数的影响较大, 噪声因子 σ 为 SPAD 阵列暗计数的标准差, $\sigma = \sqrt{N_{\text{Dark}}}$, N_{Dark} 为暗计数.

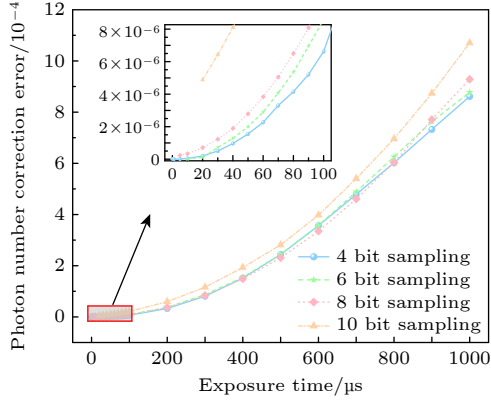


图 3 单光子阵列光子数校正偏差随曝光时间的变化

Fig. 3. Results of photon number correction bias with exposure time in SPAD array.

虽然在极低的光照条件下, 单光子阵列中每个像元探测器响应到的平均光子数不足 1 个光子, 但信噪比依然维持在 50 dB 以上, 图 4 为本文使用的单光子阵列在不同平均光子通量下测量得到的信噪比结果图. 当平均光子数 $\langle n \rangle < 1$ 时, 信噪比介于 50—55 dB 之间. 并且随着入射光子数的增大, 阵列探测信噪比在一定范围内也缓慢增大, 当 $\langle n \rangle \approx 10$ 附近时, 阵列探测信噪比达到 65 dB 并趋于饱和.

本文还将所使用的单光子阵列与国内外不同型号的单光子阵列 [28, 33–35] 进行了性能指标对比, 结果如表 1 所列. 从像素规模、探测效率、填充因子、暗计数、信噪比等参数综合考量, 本文所使用单光子阵列性能表现更为出色, 在保留 512×512 高像素探测规模条件下, 还保证了优良的探测效率和信噪比. 同时, 上述结果说明当下单光子阵列的

制造工艺已十分成熟, 未来的单光子探测器可能会逐步向阵列过渡.

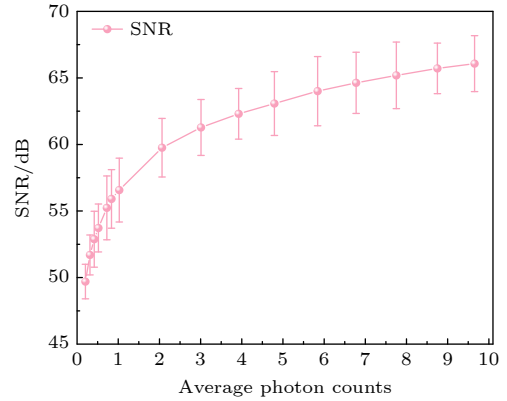


图 4 单光子阵列信噪比测试结果

Fig. 4. SNR test results for SPAD array.

2.1.2 单光子阵列采样位数与曝光时间对成像质量的影响

在单光子探测系统中, 最低曝光时间被定义为满足特定信噪比阈值条件下能够有效捕获并解析单光子事件的最小时间窗口, 该参数直接决定了系统的时空分辨率极限和光子统计保真度. 值得注意的是, 成像信噪比与成像清晰度等关键性能参数与曝光时间存在明显的耦合关系: 在低光照条件下, 为实现足够的空间分辨率与清晰度, 需延长单光子阵列的曝光时间以提升信噪比, 但这将导致系统的时间分辨能力下降. 单光子阵列的最低曝光时间受到采样量化位深的约束, 随着量化位深的增大, 最低可配置成像曝光时间也相应增大. 为定量研究量化采样位深对成像性能的影响, 在恒定实验条件下, 通过动态配置 SPAD 阵列的采样模式, 进行成像质量对比实验. 成像质量评估采用基于参考基准客观评价体系: 首先获取在高量化位深采样模式下的高信噪比成像作为参考图像, 继而通过计算不同曝光时间下的成像结果与参考图像之间的峰值信噪比 (peak signal-to-noise ratio, PSNR) 及结构相

表 1 不同单光子阵列性能指标对比

Table 1. Comparison of the single-photon avalanche diode arrays.

Types	Array size	Peak PDE	Fill factor/%	Frame rate/(frames·s ⁻¹)	DCR/(counts·s ⁻¹)	SNR/dB
This work	512×512	50%@520 nm	30—40	100000@1 bit	25	65
[28]	512×512	5.2%@520 nm	10.5	97.7000@1 bit	0.3	—
[33]	180×148	—	0.8	—	—	53.8
[34]	1024×1000	3.6%@520 nm	13.4	24000@1 bit	0.065	—
[35]	32×32	—	75.4	—	39.7	—

似性参数 (structural similarity index, SSIM) 进行对比研究, 构建双指标量化评价模型. 其中 PSNR 反映了图像全局强度分布的保真度, SSIM 则表征空间结构的相似性.

PSNR 和 SSIM 是图像质量评估中两个重要指标, 用于评测图像在传输或处理等过程中与原始图像之间的差异性, PSNR 和 SSIM 的值越高, 表明采集图像与原始图像的差异越小, 图像质量越好. 以下给出 PSNR 和 SSIM 的评测公式:

$$M_{\text{MSE}} = \frac{1}{m \times n} \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} [I(i, j) - K(i, j)]^2, \quad (3)$$

$$R_{\text{PSNR}} = 10 \times \log_{10} \left(\frac{M_{\text{MAX}_I}^2}{M_{\text{MSE}}} \right), \quad (4)$$

$$R_{\text{SSIM}} = \frac{1}{m \times n} \times$$

$$\sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} \left[\frac{(2\mu_x\mu_y + C_1)(2\sigma_{xy} + C_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2)} \right], \quad (5)$$

其中 $m \times n$ 为图像尺寸, M_{MSE} 为均方误差, $I(i, j)$ 和 $K(i, j)$ 分别表示原始图像和重构图像在像素 (i, j) 位置处的像素值, M_{MAX_I} 为像素最大值, R_{PSNR} 为峰值信噪比, R_{SSIM} 为结构相似度, μ_x 和 μ_y 分别表示原始图像和重构图像的像素均值, σ_x^2 和 σ_y^2 分别为原始图像和重构图像的像素方差, σ_{xy} 为原始图像与重构图像之间的协方差, C_1 和 C_2 为极小常数.

在实验中, 分别设定 SPAD 阵列采样模式为 1 bit, 4 bit, 8 bit, 10 bit, 并在每种采样模式下对旋转风扇进行动态曝光成像, 通过测量不同采样位数及曝光时间下的成像结果与参考图像之间的 PSNR 和 SSIM, 得到了单光子阵列成像质量随量

化位深采样和曝光时间变化的结果, 实验结果如图 5 所示.

从图 5 可以得出, 当 SPAD 阵列工作于 1 bit 采样模式时, 其单光子成像结果的 PSNR 和 SSIM 指标在相同曝光时间条件下均显著低于高 bit 采样模式 (4/8/10 bit). 这表明提升单光子阵列的量化采样位深可以有效改善成像系统的整体信噪比. 然而, 在 ns 量级的超快曝光场景中 (如 20—100 ns), 受限于光子计数统计涨落与探测器本身的死区效应, 单独依靠 SPAD 阵列的硬件性能难以实现高保真单光子快速成像. 这一矛盾凸显了目前单光子成像领域中面临的关键技术挑战: 如何在维持 SPAD 阵列固有 ns 级时间分辨率优势的同时, 突破量子探测效率与动态范围之间的物理约束, 从而提升在极低光子通量条件下的成像质量.

针对上述技术挑战, 目前存在两条潜在解决途径: 其一是通过优化 SPAD 阵列的制造工艺, 提升探测器集群的光子探测效率 (photon detection efficiency, PDE) 与填充因子 (fill factor), 从而能在极短的曝光时间内实现更高的信噪比. 尽管该方法从硬件层面上直接解决了问题, 但高昂的研发成本与复杂的工艺要求限制了实际应用. 其二则是通过一些后处理算法或深度学习对获取的低信噪比单光子成像结果进行恢复并增强图像细节. 其中, 基于学习的超分辨深度神经网络 (super-resolution network, SR-Net) 可通过计算并重构将低分辨率 (low-resolution, LR) 图像转换为高分辨率 (high-resolution, HR) 图像. SR-Net 通过提取输入图像的空间特征与上下文语义信息, 能够有效增强图像细节并生成接近真实 HR 图像的重建效果. 在单光

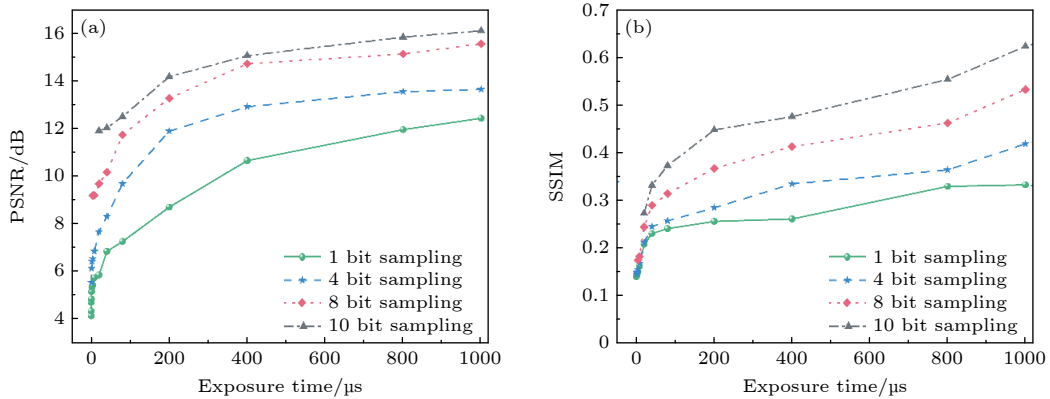


图 5 不同量化位深条件下, 单光子阵列实验成像的 (a) PSNR 和 (b) SSIM 随曝光时间的变化

Fig. 5. The PSNR (a) and SSIM (b) of SPAD array imaging change with exposure time under different sampling bit depth.

子成像场景中, 极弱光条件下的超短曝光会导致成像信噪比降低, 其成像结果仅残留了目标物的基本轮廓信息, 丢失了大量细节特征, 这种退化过程可等效建模为超分辨深度学习中高质量 HR 图像经过叠加噪声与下采样等退化操作后生成的低分辨率 LR 图像. 因此, 本文提出将弱光超快曝光条件下的单光子成像场景与超分辨深度学习框架相结合, 通过构建单光子 LR 图像与目标 HR 图像之间的映射关系, 利用深度学习的特征提取与非线性拟合, 实现对低信噪比单光子图像的高质量重建. 图 6(a)—(c) 分别为单光子阵列在低量化位数条件下不同曝光的成像结果, 图 6(d)—(f) 则是单光子阵列在高量化位数不同曝光的成像结果. 通过横向对比, 在相同位深条件下, 适当增加曝光时间可以直接影响成像结果, 从而提高成像辨识度. 通过纵向对比, 在相同曝光时间下提高量化位数对成像质量也有明显改善. 而通过本文方法可将低采样位深的短曝光成像结果实现增强重构, 大幅度提高在低光照下成像的辨识度, 提升效果如图 6(g) 所示.

2.2 单光子增强超分辨深度学习

为了训练深度学习模型, 通过动态配置 SPAD

阵列的量化位深 (1 bit, 4 bit, 8 bit, 10 bit) 与曝光时间共生成了包含 12000 张单光子多模态成像数据集, 将数据集均分为两部分, 其中一部分被用作训练集, 训练集中的 20% 被用作验证集, 共 6000 张图像, 另外一部分被用作测试集. 这些数据集涵盖了不同的信息量用于深度学习训练, 通过将数据集中每张单光子成像结果进行 2 倍或 4 倍下采样, 使原本 512×512 的高分辨率单光子数据集缩放至 256×256 或 128×128 以生成低分辨率单光子数据集, 这样做的目的是为了超分辨深度学习网络学习到更多的差异性. 在具体模型参数配置中, 本文模型采用的损失函数为 L_1 损失; 在训练策略上, 采用通用 Adam 优化器, 初始学习率 L_1 设置为 1×10^{-4} , betas 参数分别设置为 0.9 和 0.99; 为了让模型更好地达到收敛极值, 实验时的学习率在每 10 和 50 个 Epoch 时进行减半, 在训练过程中, Batch size 设置为 8, 对模型总共训练了 100 个 Epoch. 整个训练过程在一块 NVIDIA 4090 GPU 上完成.

为验证超分辨深度学习在超快曝光条件下对单光子图像增强的有效性, 设计了一套验证方案, 以 $1 \mu\text{s}$ 极短曝光时间获取的低质量单光子图像作为研究对象, 采用对照实验的方法, 分别使用传统插值

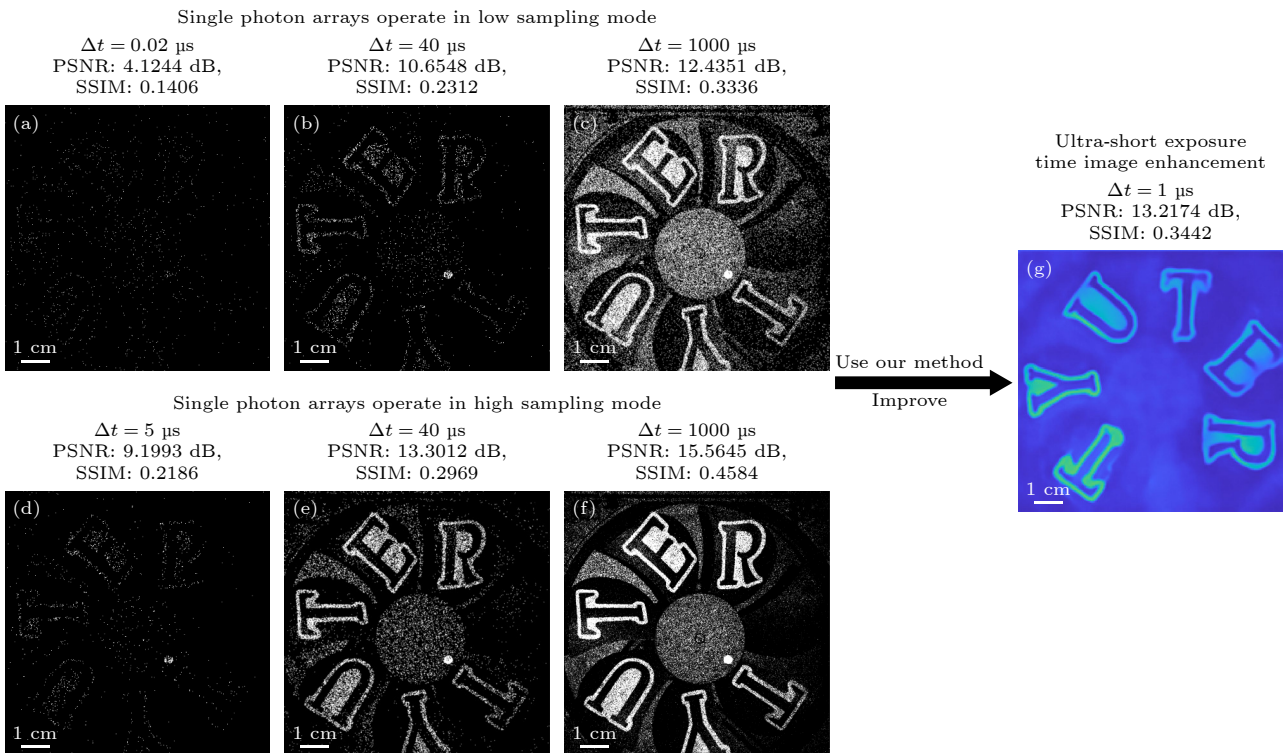


图 6 单光子阵列超短曝光成像结果与经本文超分辨深度学习处理后的结果

Fig. 6. Ultra-short exposure imaging results of SPAD array and the results processed by super-resolution deep learning.

算法 (Bicubic) 与 3 种超分辨率深度网络模型 (U-net, RCAN, SwinIR) 执行图像增强. 通过 PSNR 和 SSIM 两项评价指标, 将超分辨率重建结果与高量化位深及长曝光时间拍摄的高质量参考图像进行定量对比分析, 以确定出最优的算法模型. 图 7 为 SwinIR-model 网络结构. SwinIR-model 是一种基于 Swin Transformer 架构的图像恢复算法模型, 它融合了 Swin Transformer 窗口化的局部注意力机制, 能够通过窗口的平移操作来捕获不同局部区域的上下文信息, 从而提高模型在视觉任务中的重建效果. 我们将单光子数据集中高量化位深长曝光成像结果作为高分辨率成像结果. 将短曝光低质量成像结果经过下采样, 下采样方式是通过控制超分倍率因子对成像分辨率进行裁剪, 将单光子阵列的原生图像分辨率 512×512 退化至 128×128 , 得到超分倍率因子为 4 所对应的低分辨率图像集; 将下采样后的 LR 图像视为低分辨率成像结果, 并输入至网络用于训练. 训练集首先经过特征提取层进行浅层特征提取, 浅层特征提取主要由若干卷积层叠加构成, 深度特征提取模块通过多个 Swin Transformer 块并行使用残差连接在一起, 之后通过一个卷积层将 Transformer 的输出映射回图像重建的空间维度, 最终经过图像重建模块重构高质量单光子图像, 图像重建模块由上采样模块和反卷积层构成.

实验结果如图 8 所示. 相较于传统超分辨率插值算法 (Bicubic), 3 种深度学习模型 (U-net, RCAN, SwinIR) 在单光子图像增强重建任务中效果提升显著. 通过将输入图像 Input 与参考图像对比, PSNR 和 SSIM 分别仅为 6.54 dB 和 0.18, 表明原始低信噪比图像存在严重的结构信息丢失与强度分布不均匀现象, 具体表现为: 图像中光强较弱的字母区域光子统计量接近于背景噪声水平, 导致目标与背景难以有效分离. 输入图像经过传统插值 Bicubic 处理后, PSNR 仅提升了 0.5 dB, 而 SSIM 维持 0.18 不变, 表明传统插值法 Bicubic 在单光子图像增强中无法有效恢复光子计数特征; 反观使用超分辨率深度学习模型方法, 经重构后的图像相比输入图像 PSNR 和 SSIM 指标都得到了明显的提升, 其中 SwinIR 的重构效果在 3 种学习框架中表现最好, PSNR 和 SSIM 指标分别提升至 13.21 dB 和 0.34, 并且所有的字母信息均得到了较好重构, 而 U-net 和 RCAN 模型对某些个别字母的重构效果不太理想, 部分字母出现失真现象, 但整体重构效果明显优于传统方法.

为验证单光子图像增强超分辨率深度模型在不同曝光时间条件下的鲁棒性, 在单光子阵列曝光时间分别为 40, 200, 1000 μs 三个典型条件下, 对风扇目标进行了多组成像实验. 将单光子阵列原始成像

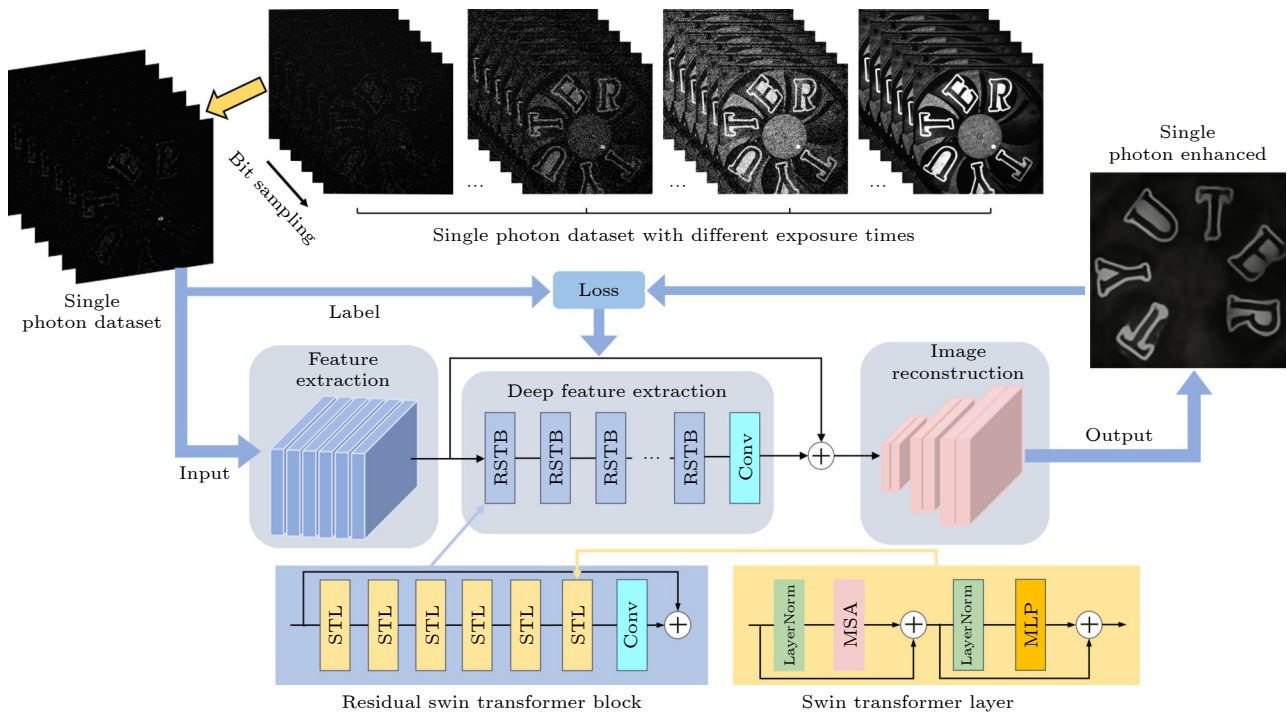


图 7 基于 SwinIR 模型的单光子增强深度神经网络结构示意图

Fig. 7. Schematic diagram of single-photon enhanced deep neural network architecture based on SwinIR model.

结果分别通过传统插值法 (Bicubic) 和 3 种预训练好的超分辨深度学习模型 (U-net, RCAN, SwinIR) 进行重构, 实现了在 2 倍超分和 4 倍超分倍率下对单光子图像的高质量重构, 并使用 PSNR 和 SSIM 对重构图像进行定量评估. 值得注意的是, 在同一曝光时间段内获取到的数据集, 不同的成像时刻也

会导致成像结果有细微差异, 因此通过多次实验取平均值的方法统计了不同方法 PSNR 和 SSIM 指标的提升程度和误差范围. 实验结果见图 9, 可以看出 4 种方法各自的重构效果. 在提升指标上, 3 种超分网络模型在单光子图像增强任务上重构指标均优于传统插值法, 其中 SwinIR 模型表现最优.

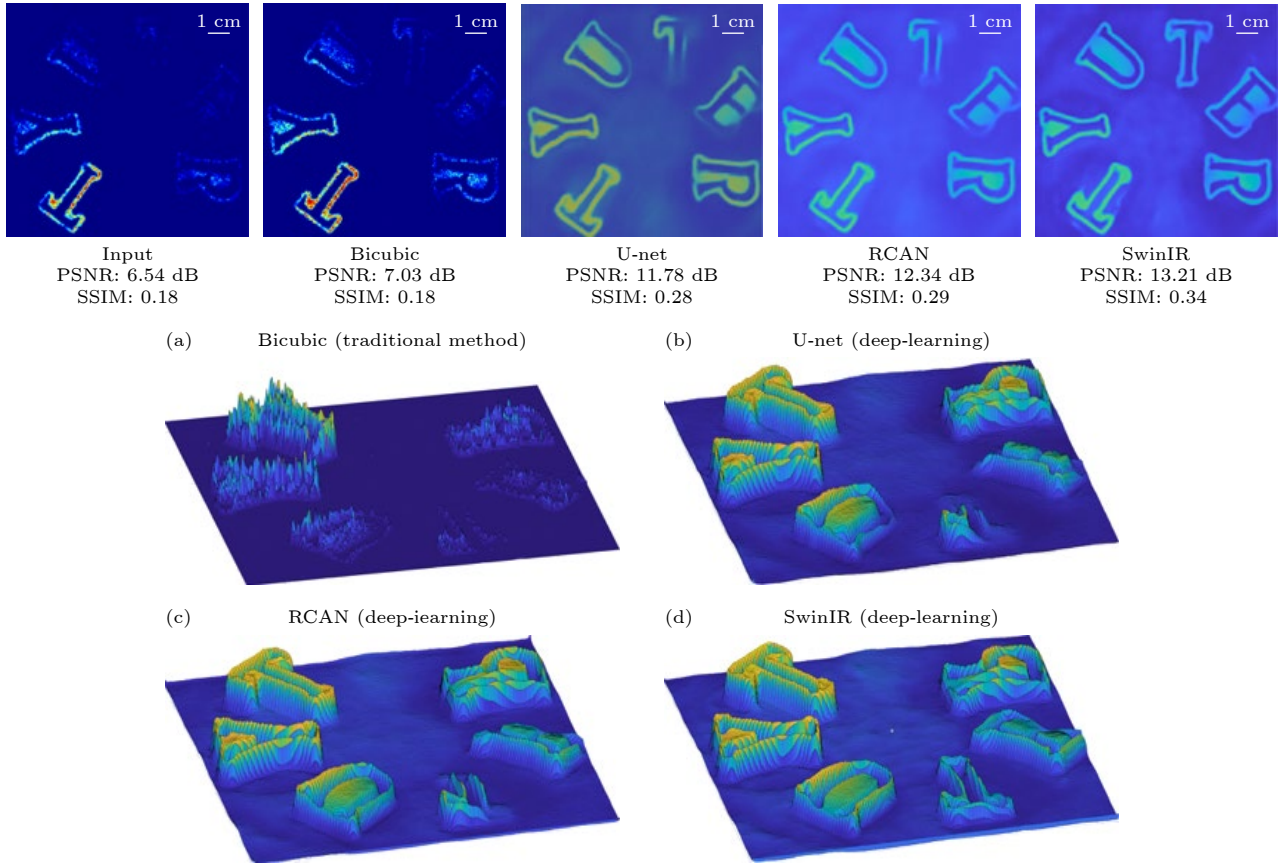


图 8 使用传统方法和 3 种不同深度模型的单光子增强成像重构结果

Fig. 8. Results of single-photon enhanced imaging reconstruction using conventional methods and three different depth models.

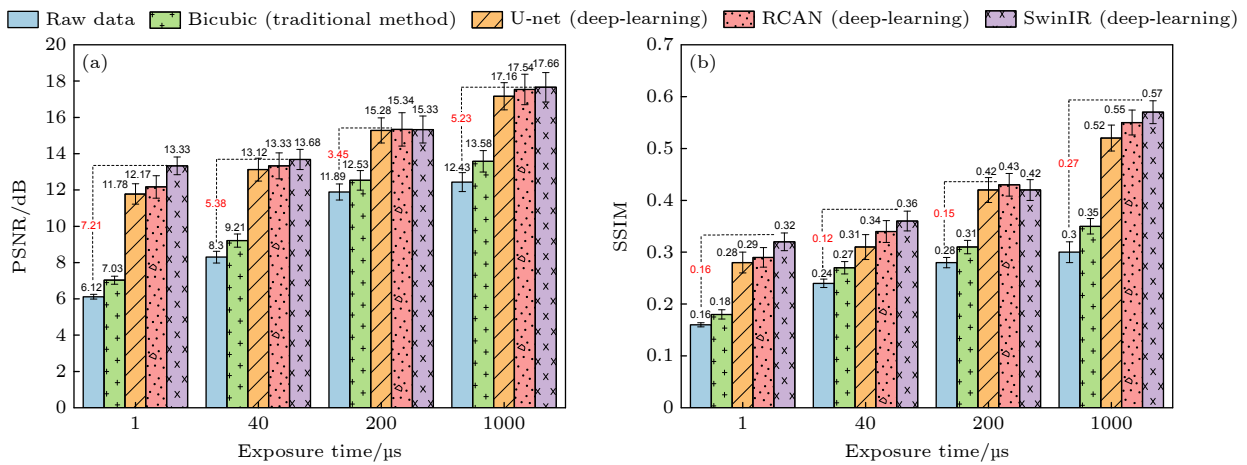


图 9 传统方法和 3 种不同深度模型对单光子增强重建成像评价指标对比

Fig. 9. Comparison of evaluation indexes between traditional methods and three different depth models in single-photon enhanced reconstruction imaging.

更详细的重构质量对比如表 2 所列, 在 $1 \mu\text{s}$ 曝光时间条件下, SwinIR 模型实现了最大 PSNR 和 SSIM 提升 (+7.21 dB/+0.16), 优于 U-net (+5.67 dB/+0.12) 和 RCAN (+6.03 dB/+0.13); 随着曝光时

间的延长, 3 种深度学习模型的重构效果差异逐渐缩小, 但 SwinIR 始终优于其他深度学习重构方法, 而传统方法 (Bicubic) 在各个曝光时间段的 PSNR 均低于 1 dB, 性能显著落后于深度学习方法. 实验结果表明, 融合超分辨深度学习的单光子增强神经网络在单光子图像增强任务中效果显著.

表 2 不同超分尺度下重构成像的详细指标对比
Table 2. Comparison of detailed indexes of reconstructed imaging at different super-resolution scales.

SPAD exposure time/ μs	SR scale	Metric	Bicubic	U-net	RCAN	SwinIR
1	2	PSNR	6.79	11.42	12.34	13.11
		SSIM	0.16	0.26	0.28	0.31
	4	PSNR	7.03	11.78	12.17	13.33
		SSIM	0.18	0.28	0.29	0.32
40	2	PSNR	10.64	12.36	13.14	13.42
		SSIM	0.24	0.30	0.33	0.34
	4	PSNR	11.36	13.12	13.33	13.68
		SSIM	0.27	0.31	0.34	0.36
200	2	PSNR	12.11	14.23	15.02	15.31
		SSIM	0.28	0.39	0.41	0.42
	4	PSNR	12.53	15.28	15.34	15.33
		SSIM	0.31	0.42	0.43	0.42
1000	2	PSNR	13.29	16.41	16.62	16.80
		SSIM	0.32	0.44	0.46	0.48
	4	PSNR	13.58	17.16	17.54	17.66
		SSIM	0.35	0.52	0.55	0.57

2.3 外场远距离单光子成像实验结果

本研究进一步实验验证了远场被动单光子成像结果, 并表明了超分辨深度学习在单光子成像增强任务中的泛化能力, 将一个小无人机充当成像目标, 并使无人机飞行在距离实验成像平台 5.19 km 的远场处. 为提升远距离弱光信号的收集效率, 在原有光路中增加了卡塞格林式望远镜系统, 其光学参数如下: 主镜直径 $D = 280 \text{ mm}$, 焦距 $F = 2800 \text{ mm}$, 系统聚光效率 $\eta \geq 85\%$. 配置 SPAD 阵列曝光时间为 $5 \mu\text{s}$, 成功实现了 5.19 km 处的小型无人机被动远距离弱光成像, 结果如图 10 所示. 由于过短的曝光时间以及外界环境因素, 仅靠单光子阵列成像系统对远距离无人机的短曝光成像结果 PSNR 和 SSIM 仅为 9.54 dB 和 0.35, 如图 10(a) 所示. 随后将单光子阵列探测的原始成像数据输入至预训练好的超分辨深度网络模型中, 经过超分辨

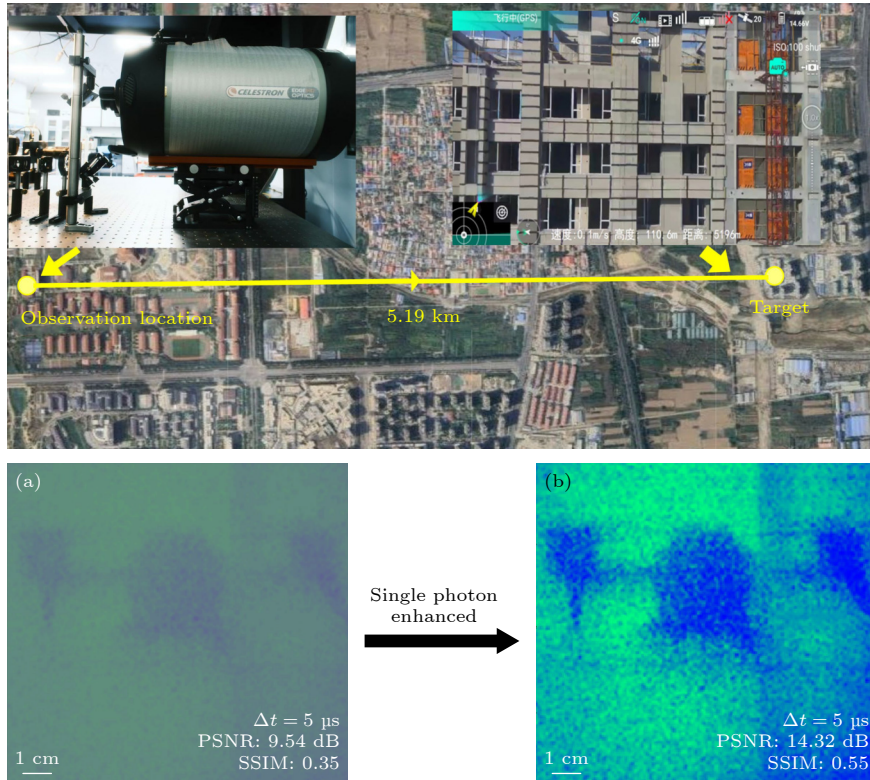


图 10 短曝光时间下远距离探测无人机单光子阵列增强重构成像结果

Fig. 10. Enhanced imaging reconstruction results of SPAD array of long range detection UAV under short exposure time.

深度学习网络重建单光子成像结果相较于原始图像, PSNR 提升了 4.78 dB, SSIM 提高了 0.19, 显著改善了图像质量, 如图 10(b) 所示. 验证了该方法在千米级远距离单光子高清快速成像场景中的可行性. 对于更多背景复杂的目标, 仅需建立不同曝光成像数据集并通过超分辨率网络进行自适应训练, 就可以对短曝光低质量成像进行有效增强重构. 该方法与 SPAD 探测器的型号选取无关, 即使采用单像素探测器与空间调制器组成的单像素相机成像方案, 通过光学衰减器控制进光量, 对目标进行多次成像并制作相应数据集, 同样能对低光图像进行有效增强.

3 结 论

本文针对单光子阵列在极短曝光时间下成像质量与速率受限的问题, 提出了一种融合超分辨率深度学习的单光子成像增强深度神经网络, 通过构建动态曝光时间单光子图像数据集并进行自适应训练, 可实现对超短曝光时间下低质量单光子图像进行高保真重构. 在本文实验中, 通过该方法实现了在曝光时间仅为 $1 \mu\text{s}$ 、平均光子数低于 0.5 个光子的极弱光条件下对低质量风扇成像 (PSNR/SSIM, 6.54 dB/0.18) 进行增强重构成像 (PSNR/SSIM, 13.21 dB/0.34), 图像 PSNR 和 SSIM 有效提升 $+7.21 \text{ dB}/+0.16$. 并在成像曝光时间为 $5 \mu\text{s}$ 时, 实现了对 5.19 km 处无人机的被动远距离增强重构成像, PSNR 和 SSIM 有效提升 $+4.78 \text{ dB}/+0.2$. 本研究为单光子阵列实现超快曝光高质量成像提供了一种新的技术途径. 然而, 当前基于超分辨率深度学习的单光子成像增强仍存在许多局限性, 作为数据驱动型网络, 其图像重建性能严重依赖训练数据集的质量与多样性, 并且针对特定场景训练的模型难以直接迁移至其他成像场景中, 泛化能力不足. 针对上述问题, 未来研究方向可聚焦于开发单光子物理引导的超分辨率深度学习模型, 通过将物理规律与先验知识嵌入网络架构中, 实现对不同目标的通用高质量图像重构, 这种物理约束与数据驱动相结合的方法有望突破现有技术的局限性, 为单光子成像领域带来新的技术突破.

参考文献

- [1] Zia D, Dehghan N, D'Errico A, Sciarrino F, Karimi E 2023 *Nat. Photonics* **17** 1009
- [2] Wang G Q, Madonini F, Li B N, Li C H, Xiang J G, Villa F, Cappellaro P 2023 *Adv. Quantum Technol.* **6** 2300046
- [3] Vaidya S, Gao X, Dikshit S, Aharonovich I, Li T 2023 *Adv. Phys. X* **8** 2206049
- [4] Altmann Y, McLaughlin S, Padgett M J, Goyal V K, Hero A O, Faccio D 2018 *Science* **361** 2298
- [5] Li M F, Yang R, Huo J, Zhao L J, Yang W L, Wang J, Zhang A N 2015 *Acta Phys. Sin.* **64** 224208 (in Chinese) [李明飞, 杨然, 霍娟, 赵连洁, 杨文良, 王俊, 张安宁 2015 物理学报 **64** 224208]
- [6] Jiang P Y, Li Z P, Xu F 2021 *Opt. Lett.* **46** 1181
- [7] Ru S Y, Hao H, Zhao Q Y, Li Z J, Liu H, Liu Z, Deng J, Huang Y H, Yang F, Liu N T, Wan C, Tu X C, Zhang L B, Jia X Q, Chen J, Kang L, Wu P H 2024 *Laser Photonics Rev.* **18** 2400483
- [8] Li M F, Yan L, Yang R, Liu Y X 2019 *Acta Phys. Sin.* **68** 064202 (in Chinese) [李明飞, 阎璐, 杨然, 刘院省 2019 物理学报 **68** 064202]
- [9] Li C H, Liu P, Wang X Q, Zhu L J, Liu X F 2024 *Acta Opt. Sin.* **44** 911002 (in Chinese) [李昌恒, 刘璠, 王小庆, 朱露洁, 刘雪峰 2024 光学学报 **44** 911002]
- [10] Shin D, Xu F, Venkatraman D, Lussana R, Villa F, Zappa F, Goyal V K, Wong F N C, Shapiro J H 2016 *Nat. Commun.* **7** 12046
- [11] Li W W, Zhang T Y, Kang Y, Xue R K, Wang X F, Liang J T, Li L F 2024 *Acta Photonica Sin.* **53** 1111001 (in Chinese) [李薇薇, 张同意, 康岩, 薛瑞凯, 王晓芳, 梁锦涛, 李力飞 2024 光子学报 **53** 1111001]
- [12] Wang H, Wang X Q, Gao C, Liu X, Wang Y, Zhao H, Yao Z H 2024 *Opt. Laser Technol.* **170** 110196
- [13] Li Z P, Ye J T, Huang X, Jiang P Y, Cao Y, Hong Y, Yu C, Zhang J, Zhang Q, Peng C Z, Xu F, Pan J W 2021 *Optica* **8** 344
- [14] Duarte M F, Davenport M A, Takhar D, Laska J N, Sun T, Kelly K F, Baraniuk R G 2008 *IEEE Signal Process. Mag.* **25** 83
- [15] Meng H Y, Gao Y, Wang X H, Li X Y, Wang L L, Zhao X, Sun B Q 2024 *Light Sci. Appl.* **13** 121
- [16] Al Abbas T, Dutton N A W, Almer O, Pellegrini S, Henrion Y, Henderson R K 2016 *IEEE International Electron Devices Meeting IEDM San Francisco CA, USA, December 3-7, 2016* p8.1.1
- [17] Xu H, Pancheri L, Betta G F D, Stoppa D 2017 *Opt. Express* **25** 12765
- [18] Tontini A, Gasparini L, Perenzoni M 2020 *Sensors* **20** 5203
- [19] Ghioni M, Gulinatti A, Rech I, Zappa F, Cova S 2007 *IEEE J. Sel. Top. Quant. Electron.* **13** 852
- [20] Itzler M A, Ben-Michael R, Hsu C F, Slomkowski K, Tosi A, Cova S, Zappa F, Ispasoiu R 2007 *J. Mod. Opt.* **54** 283
- [21] Liu F, Liu X F, Yao X R, Dou S C, Li H, Zhai G J 2022 *Opt. Express* **30** 22608
- [22] Li S, Liu X Y, Xiao Y, Ma Y, Yang J, Zhu K N, Tian X 2023 *Opt. Express* **31** 4712
- [23] Yang Y, Shi J H, Cao F, Peng J Y, Zeng G H 2015 *Appl. Opt.* **54** 9277
- [24] Bromberg Y, Katz O, Silberberg Y 2009 *Phys. Rev. A* **79** 053840
- [25] Zhang Y, Gibson G M, Edgar M P, Hammond G, Padgett M J 2020 *Opt. Express* **28** 18180
- [26] Liu X Y, Ma Y, Li S, Yang J, Zhang Z Y, Tian X 2021 *Opt. Express* **29** 37945
- [27] Sun M J, Edgar M P, Gibson G M, Sun B, Radwell N, Lamb R, Padgett M J 2016 *Nat. Commun.* **7** 12010

- [28] Li M F, Mo X F, Zhao L J, Huo J, Yang R, Li K, Zhang A N 2016 *Acta Phys. Sin.* **65** 64201 (in Chinese) [李明飞, 莫小范, 赵连洁, 霍娟, 杨然, 李凯, 张安宁 2016 *物理学报* **65** 64201]
- [29] Laurenzis M 2019 *Opt. Express* **27** 38391
- [30] Yao G X, Chen Y W, Jiang C, Xuan Y X, Hu X M, Liu Y, Pan Y 2022 *Opt. Express* **30** 37323
- [31] Zarghami M, Gasparini L, Perenzoni M, Pancheri L 2019 *Instruments* **3** 38
- [32] Ulku A C, Bruschini C, Antolović I M, Kuo Y, Ankri R, Weiss S, Michalet X, Charbon E 2019 *IEEE J. Sel. Top. Quant. Electron* **25** 1
- [33] Vargas-Sierra S, Linán-Cembrano G, Rodríguez-Vázquez Á 2015 *IEEE Sens. J.* **15** 180
- [34] Morimoto K, Ardelean A, Wu M L, Ulku A C, Antolovic I M, Bruschini C, Charbon E 2020 *Optica* **7** 346
- [35] Yu Zou, Bronzi D, Villa F, Weyers S 2014 *10th Conference on Ph. D. Research in Microelectronics and Electronics (PRIME)* Grenoble, France, June 30–July 03, 2014 p1

Ultra-fast exposure enhanced imaging with SPAD arrays based on super-resolution deep learning*

ZHANG Zhijie¹⁾ GUO Yanqiang^{1)2)3)†} GUO Xiaoli²⁾ ZHANG Li²⁾
 SONG Kaiwei¹⁾ ZHANG Mingjiang^{1)2)3)‡}

1) (*Key Laboratory of Advanced Transducers and Intelligent Control System, Ministry of Education, Taiyuan University of Technology, Taiyuan 030024, China*)

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

3) (*Shanxi Key Laboratory of Precision Measurement Physics, Taiyuan University of Technology, Taiyuan 030024, China*)

(Received 3 April 2025; revised manuscript received 12 May 2025)

Abstract

In recent years, with wide spread applications of high-sensitivity single-photon detectors, especially in the fields of quantum imaging and optical imaging, many important achievements have been made. and micro light imaging technology based on single-photon level has gradually become an important branch of high-resolution imaging systems. At present, the main single-photon detectors are single-photon counting avalanche diode (SPAD) sensors and support pixel arrays of different sizes, ranging from single-pixel detector sizes to tens of thousands of pixel SPAD arrays. The process structure of single-pixel SPAD detectors is relatively simple, and they are often used as the first choice for low-light imaging due to their high sensitivity, small size, and low cost. However, due to the lack of spatial resolution, single-pixel SPADs can only detect signals at a single location and cannot provide spatial information, and they are usually used in conjunction with a spatial light modulator DMD or SLM with spatial resolution to reconstruct two-dimensional (2D) images through compressed sensing or quantum correlation. Although single-pixel detectors can provide ns-level or even ps-level temporal resolution, they are limited by the frame rate of the spatial light modulator (SLM). For example, the fastest digital micromirror device (DMD) is a type of SLM with a frame rate of 22 kHz, which means that the imaging rate of a single-pixel camera is typically limited to seconds, and this camera typically uses an SPAD and an SLM for single-photon imaging tasks. This makes it a challenge to significantly improve the imaging speed, especially when higher imaging resolution is required, such as those exceeding hundreds of thousands of pixels. Assuming that the imaged object is a fast-moving dynamic target, a few seconds of imaging rate will

* Project supported by the National Key Research and Development Program of China (Grant No. 2022YFA1404201), the National Natural Science Foundation of China (Grant Nos. 62175176, 62475185, U23A20380), the Central Guiding Fund for Local Science and Technology Development Project (Grant No. YDZJSX2025D015), and the Fundamental Research Program of Shanxi Province, China (Grant No. 202403021221034).

† Corresponding author. E-mail: guoyanqiang@tyut.edu.cn

‡ Corresponding author. E-mail: zhangmingjiang@tyut.edu.cn

inevitably lead to dynamic blurring, which also poses a challenge to the fast real-time performance of single-photon imaging systems.

The SPAD array sensor retains the excellent sensitivity, low dark count rate, and high temporal resolution of single-pixel SPAD sensors. Due to the improvement of the fabrication process, multiple sensors and readout circuits are fabricated on the same chip, thus leading to the development of spatially resolved SPAD array camera. However, the integrated design of SPAD arrays with multiple pixels and circuits inevitably leads to cross-crosstalk between pixels. This crosstalk can significantly affect the accuracy of the signal. Additionally, the fill factor of such array cameras is typically low. Although the fill factor can be improved by methods such as three-dimensional (3D) stacking and microlens arrays, the spatial utilization is still to be improved in comparison with single-pixel SPADs. However, it is undeniable that SPAD arrays perform well in high dynamic range photon flux detection and high frame rate photon counting measurements due to the parallel processing of multiple detectors. Currently, commercial SPAD arrays integrate hundreds of thousands of detector pixel units, thereby providing excellent spatial resolution. Unfortunately, due to manufacturing processes and various challenges, the SPAD array cameras have been used in high-quantification bit deep sampling mode to acquire high-resolution single-photon intensity imaging. Its exposure time is limited to milliseconds. It is difficult to avoid dynamic blurring during the imaging exposure time when the motion frequency of the dynamic target reaches kHz or higher. Although the quantification bit depth can be sacrificed to shorten the minimum exposure time of array camera to the ns level, too short an exposure time can result in the SPAD array capturing the sparse photon data contaminated by a large amount of noise. Therefore, reliable photon denoising methods need to be developed. These methods are essential for effectively separating background noise from the actual signals, thereby improving the signal-to-noise ratio of the imaging system. Therefore, the real-time performance of the imaging system at the expense of quantification sampling accuracy still needs to be further optimized.

In order to solve the problem of limited imaging quality and rate of SPAD arrays under very short exposure times, we propose a single-photon imaging enhanced deep neural network combined with super-resolution deep learning in this work. By constructing a single-photon image dataset with dynamic exposure times and conducting adaptive training, high-fidelity reconstruction of low signal-to-noise ratio single-photon images can be achieved under ultra-short exposure time. In the experiments, the enhanced reconstruction of low-quality fan images (PSNR/SSIM, 6.54 dB/0.18) under very low-light conditions is achieved, with an exposure time of only 1 μ s and an average photon number of less than 0.5 photons (PSNR/SSIM, 13.21 dB/0.34). And the images are effectively improved by +7.21 dB/+0.16 for PSNR and SSIM. The passive remote enhanced reconstruction is performed on the drone at a distance of 5.19 km, with an imaging exposure time of 5 μ s, and an effective PSNR and SSIM enhancement of +4.78 dB/+0.2. This method provides a new technical solution for SPAD arrays for achieving ultra-fast-exposure high-quality imaging.

Keywords: single-photon counting avalanche diode array detection, enhanced imaging, deep neural network, ultra-fast exposure

PACS: 42.50.-p, 42.50.Ar, 42.30.Va

DOI: [10.7498/aps.74.20250432](https://doi.org/10.7498/aps.74.20250432)

CSTR: [32037.14.aps.74.20250432](https://cstr.cn/32037.14.aps.74.20250432)



基于超分辨深度学习单光子阵列超快曝光增强成像

张智杰 郭龔强 郭晓丽 张丽 宋锐炜 张明江

Ultra-fast exposure enhanced imaging with SPAD arrays based on super-resolution deep learning

ZHANG Zhijie GUO Yanqiang GUO Xiaoli ZHANG Li SONG Kaiwei ZHANG Mingjiang

引用信息 Citation: *Acta Physica Sinica*, 74, 154201 (2025) DOI: 10.7498/aps.74.20250432

CSTR: 32037.14.aps.74.20250432

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.7498/aps.74.20250432>

当期内容 View table of contents: <http://wulixb.iphy.ac.cn>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于深度神经网络的时空编码磁共振成像超分辨率重建方法

Super-resolved reconstruction method for spatiotemporally encoded magnetic resonance imaging based on deep neural network

物理学报. 2022, 71(5): 058702 <https://doi.org/10.7498/aps.71.20211754>

程能映射下配光平移群的深度神经网络实现

Realization of translation group in optical design with deep neural network under eikonal-energy mapping

物理学报. 2022, 71(13): 134201 <https://doi.org/10.7498/aps.71.20220178>

光盘上集成的液体微透镜阵列与可重构超分辨成像

Realization of reconfigurable super-resolution imaging by liquid microlens arrays integrated on light disk

物理学报. 2023, 72(9): 099501 <https://doi.org/10.7498/aps.72.20222251>

基于自相关与频谱叠层的超分辨成像

Super-resolution imaging based on auto-correlation and frequency ptychography

物理学报. 2025, 74(11): 114203 <https://doi.org/10.7498/aps.74.20250043>

基于RCA阵列三维超快超声血流成像方法仿真研究

Three-dimensional ultrafast ultrasound imaging of blood flow using row-column addressing array: A simulation study

物理学报. 2023, 72(7): 074302 <https://doi.org/10.7498/aps.72.20222106>

无造影剂增强的超快超声脊髓微血管成像方法

Non-contrast-enhanced ultrafast ultrasound Doppler imaging of spinal cord micro-vessels

物理学报. 2021, 70(11): 114304 <https://doi.org/10.7498/aps.70.20201878>