

文章编号 1004-924X(2025)13-2089-19

质子辐照下动态星敏感器质心定位

罗智文^{1,2}, 冯 婕^{1,3,4}, 郭 旗^{1,3,4*}, 李豫东^{1,3,4*}

(1. 中国科学院新疆理化技术研究所, 新疆 乌鲁木齐 830011;

2. 中国科学院大学, 北京 100049;

3. 新疆极端环境电子学重点实验室, 新疆 乌鲁木齐 830011;

4. 特殊环境功能材料与器件国家重点实验室, 新疆 乌鲁木齐 830011)

摘要: 为了对质子辐照下动态星图进行精准的质心定位, 提出了一种基于深度学习的星点质心定位算法。建立了星点拖尾质心的关键点模型, 并依据该模型构建了星点质心关键点检测网络。根据动态星图能量退化行为及质子辐照的影响, 结合质子累积以及瞬态实验建立星图数据集。使用该数据集和实际辐照动态星图对关键点检测网络进行训练和验证, 并将网络的定位精度与传统基于复原的定位方法进行比较。在仿真无辐照星图上进行对比验证, 在合角速度从 0 (°)/s 到 7 (°)/s 时, 质心定位精度从 0.03 变化到 0.2 个像素长度, 比基于复原的定位方法精度高一个数量级左右; 实际拍摄辐照动态星图的合角速度从 2.5 (°)/s 到 10 (°)/s 时, 质心定位精度从 0.4 变化到 1.8 个像素长度。对于传统方法无法处理的场景, 如星斑与瞬态亮斑的区分以及星斑相互交叠, 本文方法也能很好地处理。该方法具有较强的抗辐射噪声及高动态干扰能力, 为星敏感器在复杂条件下的应用提供了新的思路和解决方案。

关键词: 星敏感器; 动态; 质心定位; 质子; 亚像素; 神经网络

中图分类号: TP394.1; TH691.9 **文献标识码:** A

doi: 10.37188/OPE.20253313.2089

CSTR: 32169.14.OPE.20253313.2089

Centroid localization of dynamic star sensors under proton irradiation

LUO Zhiwen^{1,2}, FENG Jie^{1,3,4}, GUO Qi^{1,3,4*}, LI Yudong^{1,3,4*}

(1. Xinjiang Technical Institute of Physics and Chemistry, Chinese Academy of Sciences, Urumqi 830011, China;

2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China;

3. Xinjiang Key Laboratory of Extreme Environment Electronics, Urumqi 830011, China;

4. State Key Laboratory of Functional Materials and Devices for Special Environmental Conditions, Urumqi 830011, China)

* Corresponding author, E-mail: guoqi@ms.xjb.ac.cn; lydong@ms.xjb.ac.cn

Abstract: To achieve precise centroid localization in dynamic star images subjected to proton irradiation, a deep learning-based algorithm is proposed. A keypoint model for the centroids of streaked star spots is first

收稿日期: 2025-04-28; 修订日期: 2025-05-29.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No. 12175307); 中国科学院西部青年英才培养计划资助项目 (No. 2022-XBQNXZ-010); 新疆维吾尔自治区青年科技人才项目 (No. 2022TSYCCX0094)

established, followed by the construction of a star centroid keypoint detection network based on this model. The energy degradation behavior of dynamic star images and the effects of proton irradiation are considered, and a star image dataset is generated by integrating proton cumulative irradiation and transient experiments. This dataset, supplemented with actual irradiated dynamic star images, is employed to train and validate the keypoint detection network. The localization accuracy of the network is subsequently compared with conventional restoration-based methods. Validation on simulated non-irradiated star images demonstrates that, within an angular velocity range of $0 (^{\circ})/\text{s}$ to $7 (^{\circ})/\text{s}$, the centroid localization error ranges between 0.03 and 0.2 pixel, surpassing restoration-based methods by approximately an order of magnitude. For actual irradiated dynamic star images with angular velocities between $2.5 (^{\circ})/\text{s}$ and $10 (^{\circ})/\text{s}$, the localization error varies from 0.4 to 1.8 pixel. Furthermore, the proposed method effectively addresses challenging scenarios where traditional methods falter, such as distinguishing star spots from transient bright spots and resolving overlapping star streaks. The algorithm exhibits robust performance against radiation noise and high-dynamic interference, offering a novel solution for the application of star sensors in complex environments.

Key words: star sensor; dynamic; centroid localization; proton; subpixel; neural network

1 引言

星敏感器是一种以恒星为观测对象的高精度姿态测量仪器,具有精度高、质量轻、功耗低、工作方式多样等优点,被认为是稳定条件下最精确的姿态测量装置之一^[1]。基于 CMOS 图像传感器 (CMOS Image Sensor, CIS) 的星敏感器是主流星敏感器技术方向^[2-3]。在高动态场景下,星点在 CIS 感光区的移动,星斑被拉长成拖尾,造成能量分散,严重影响星图信噪比和星点质心定位精度^[4]。目前,解决这一问题的思路一般是先使用去模糊算法对模糊星图进行复原后,再进行星点质心定位。星图复原主要包括两个步骤,即模糊核估计和星图复原算法。大多数模糊核估计算法需要利用陀螺仪等姿态测量装置输出的姿态信息^[5-7],称为非盲的模糊核估计,一般会增加成本和系统复杂度^[8]。还有一些模糊核估计算法仅使用模糊星图来估计模糊核^[8-11],称为盲模糊核估计。其中,较为优良的方法是基于 Radon 变换的改进^[8,11],但这类方法易受噪声影响,且 Radon 变换的时间成本较高。其他盲模糊核估计方法,如使用曲线拟合^[12]、功率谱^[13]和倒谱法^[14]等,时间消耗相对较少,但效果较差。现有的星图重构算法中,一些算法应用了维纳滤波^[4,15],但这个方法需要知道噪声功率谱等先验信息,工程中难以获得。基于正则化思想的复原方法^[16-17]容易产生振铃效应,且抑制噪声的能力较

差。改进的 RL 算法^[7-8,11]没有给出迭代收敛准则,且容易放大噪声。基于神经网络的星图复原改进方法,如通过 CNN 和 SVM 结合来获得模糊核^[18],基于改进的 Bagging 方法的集成反向传播神经网络来预测 RL 算法的迭代次数^[7],但本质上还是基于传统模糊复原方法的星点质心定位。

复杂空间环境中的辐射粒子也会对 CIS 的成像质量造成影响。其中,质子作为空间辐射中的主要成份,是影响成像质量的主要因素,它可以通过总剂量及位移损伤效应增加 CIS 的暗场噪声和热像素,进而影响星点的质心定位精度^[19-20]。质子入射 CIS 还会在该帧图像上产生瞬态亮斑,这些亮斑在灰度以及形状等特征上与星斑类似,可能被星图处理算法识别成星斑,造成伪星点^[21],影响后续的星图识别等流程。近年来,深度学习迅速发展,在各个领域都展现出巨大的潜力。本文基于深度学习中的目标检测的思路,设计了一种空间复杂条件下动态星敏感器星点质心定位算法,可以在高辐射噪声的影响下实现动态拖尾星斑的星点质心定位,并准确区分星斑和质子瞬态亮斑。

2 星点质心关键点检测

2.1 拖尾星点质心关键点模型

噪声及运动模糊对星图的干扰可以描述为

原始图像 i 与模糊核卷积 h 后加上噪声 n 的过程,在频域中可表示为:

$$G(u, v) = H(u, v)I(u, v) + N(u, v), \quad (1)$$

其中 G 为模糊星图的频域表示。星图复原算法就是要通过外部信息辅助或者直接从模糊星图上获得模糊核 H 的具体形式,然后逆滤波得到原始图像,即:

$$\hat{F}(u, v) = \frac{G(u, v)}{H(u, v)} = F(u, v) + \frac{N(u, v)}{H(u, v)}. \quad (2)$$

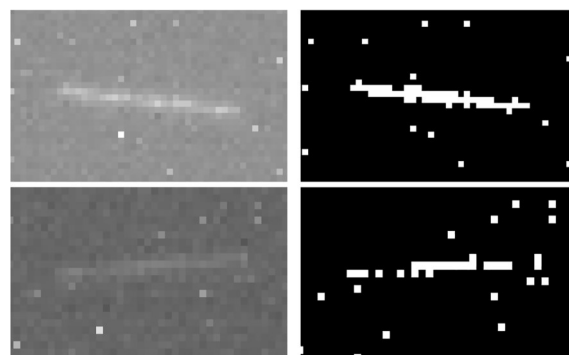
之后,就可以对复原后的星图使用质心内插细分定位公式定位星点质心:

$$x_0 = \frac{\sum_{x=1}^m \sum_{y=1}^n I'(x, y)x}{\sum_{x=1}^m \sum_{y=1}^n I'(x, y)}, y_0 = \frac{\sum_{x=1}^m \sum_{y=1}^n I'(x, y)y}{\sum_{x=1}^m \sum_{y=1}^n I'(x, y)}. \quad (3)$$

通常情况下,噪声的傅里叶变换 N 是未知的,若在某个频段上 H 较小时,则该频段噪声会被放大,显著影响复原效果。为了解决这一问题,许多复原算法在设计时都会引入对图片和噪声的先验假设,例如,维纳滤波假定噪声服从高斯分布,RL 算法假定噪声服从泊松分布,一些基于正则化的算法也都通过对图像和噪声先验信息的假定来约束复原过程。然而,即使这些算法针对噪声类型进行了改进,仍然无法完全消除噪声的影响,而且对噪声先验假设的依赖还会限制其处理的噪声类型。

不管使用盲还是非盲的方法,对模糊核 H 的估计都很难做到完全准确,从而影响到复原结果。拖尾能量分散可能会导致预处理分割星斑时产生断裂,造成定位的偏移甚至定位出多个质心,如图 1 所示。基于复原的算法也无法解决星斑和质子瞬态亮斑的区分问题,如图 2 所示。

星点投影在 $T/2$ 时刻运动到的位置即为星点拖尾的质心位置。由于单位时刻某一特定恒星在 CIS 上照射的光子数是恒定的,所以, $T/2$ 时刻星点投影所在位置可以看作是能量中点,如图 3 所示。直接定位这个能量中点,就可以不通过复原直接定位星点拖尾的质心。在星图中找到符合特征的关键点可以视为一种目标检测任务。随着深度学习技术的快速发展,基于深度 CNN 的目标检测算法发展迅速。本文提出了一种基于目标检测的星点质心关键点检测网络来直接



(a) 原始星图 (a) Origin image
(b) 阈值分割图 (b) Segmentation image

图 1 阈值分割导致星点拖尾断裂

Fig. 1 Star trail breakage due to threshold segmentation

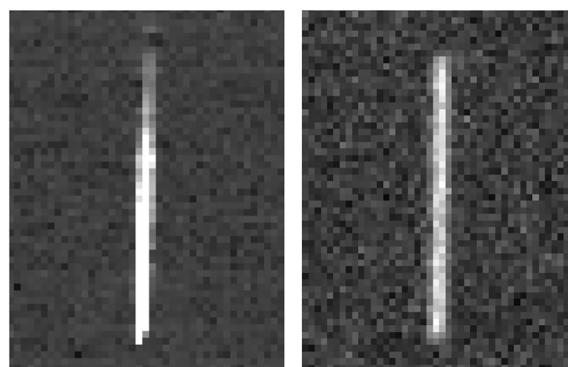


图 2 瞬态亮斑和星点拖尾对比

Fig. 2 Comparison of transient spots and star streak

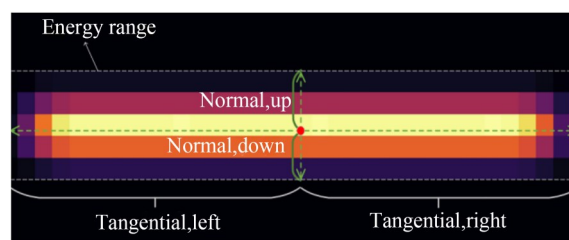


图 3 星点拖尾关键点模型

Fig. 3 Model of star streak key point

定位动态星图的质心,同时,区分星斑和瞬态亮斑。

2.2 星点质心关键点检测网络

我们构建一个关键点检测网络来对辐射噪声动态星图进行质心定位,并分辨星斑和瞬态亮斑^[22]。关键点检测网络由骨干网络、头部和颈部三个部分组成。骨干部分主要负责从输入图像中提取多层次的特征。颈部位于骨干和头部之间,作用是进一步处理和增强骨干提取的特征。

头部是目标检测网络的输出层,主要负责预测目标的类别和位置。整个网络的结构如图4所示。

2.2.1 骨干部分

本研究使用 FacebookAI Research 开发的 ConvNeXt 网络^[23]为基础设计骨干部分。ConvNeXt 结合了传统卷积网络和 Vision Transformer (ViT)的优点,不仅保留了 CNN 在目标检测任务中的快速推理和易部署特性,还实现了与 ViT 相媲美的性能表现。相对于 ViT, CNN 具有强大的归纳偏置,有助于编码和保留图像中的位置信息,适合本任务对星点质心亚像素级别的定位需求。在网络的每个阶段之间增加了一个 GCNet 注意力模块^[24],以增加网络对空间和通道信息的利用能力。每个阶段的特征图输出前会经过一个转置卷积进行上采样,使得 Neck 部分能够对更加浅层的信息进行融合。

2.2.2 颈部部分

颈部部分由三个结构组成:BiFPN^[25]、ASFF^[26]和一个转置卷积上采样。

双向特征金字塔网络 (Bidirectional Feature Pyramid Network, BiFPN) 在传统特征金字塔网络的基础上进行改进,不仅保留了自顶向下的特征融合路径,还引入了自底向上的信息传递通道,从而实现了跨层次特征的双向交互与融合。这种双向信息流动机制显著增强了网络对多尺度特征的整合能力,尤其在提升小目标检测精度和分割效果方面表现突出。

在 BiFPN 中,当不同层次特征图之间的信息流动完成后,需要进一步融合这些层次的特征,

以生成一个统一的特征图。自适应空间特征融合方法 (Adaptively Spatial Feature Fusion, ASFF) 通过学习权重参数来自适应地融合多尺度特征,解决了不同尺度特征之间的不一致性问题。这种融合策略不仅能更好地捕捉多尺度目标,还有能效地过滤冲突信息。经过 ASFF 之后,得到了一个 128 通道的 64×64 大小的特征图。最后,使用一个 $\text{stride}=2$ 的转置卷积层将特征图尺寸从 64×64 上采样到 128×128 ,作为 Head 部分的输入。

2.2.3 头部网络

关键点检测头输出一个热图 $\hat{Y} \in [0, 1]^{128 \times 128 \times 1}$,其本质上是一个概率图,每个位置的响应值表示这个位置上存在一个星点质心的概率。当一个像素位置上存在星点质心时,热图上对应位置会产生一个极值点。偏移量回归头输出一个局部偏移量矩阵 $\hat{O} \in \mathbb{R}^{128 \times 128 \times 2}$ 。假设从关键点检测头中得到的第 i 个关键点为 $\hat{p} = (\hat{x}_i, \hat{y}_i)$,则 $\hat{O}_{\hat{p}_i} = (\delta_{\hat{x}_i}, \delta_{\hat{y}_i})$ 为 $\hat{O}$ 在 $\hat{p}_i$ 处的一对值,代表网络预测的第 i 个关键点的偏移量, $(\hat{x}_i + \delta_{\hat{x}_i}, \hat{y}_i + \delta_{\hat{y}_i})$ 即代表预测的星点质心的亚像素级坐标。对于图片上的瞬态亮斑,检测头和回归头不会有任何响应,以此达到区分星斑和瞬态亮斑的目的。通过这个关键点检测网络,无需对星点拖尾进行复原便可直接定位星点质心。使用 focal loss^[29]作为关键点检测头的损失函数,L1 loss 作为偏移量回归头的损失函数,并将两个损失函数相加作为总损失来训练网络。

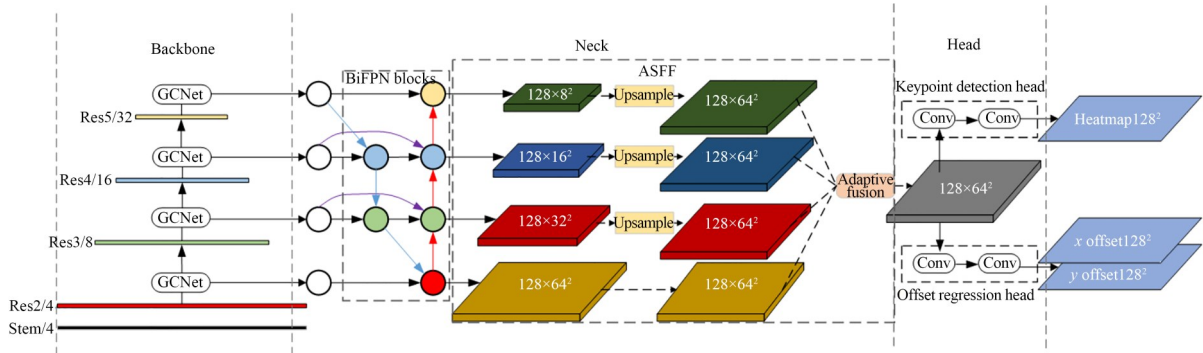


图4 关键点网络结构示意图
Fig. 4 Schematic diagram of key point network

3 仿 真

真实的质子辐照动态星图很难获取,且无法确定真实星图星点拖尾的质心,所以在进行深度学习训练时,采用仿真的辐照动态星图。通过人为指定运动轨迹,可以精确得到星点拖尾的质心位置,从而为模型训练提供可靠的数据基础。

3.1 动态星点拖尾仿真

恒星在星敏感器的 CIS 上成像时,可以视为一个无穷远的点光源。在不考虑光学系统像差的影响时,静态条件下星点的能量分布为:

$$E_{\text{sta}}(x, y) = \frac{\Phi T}{2\pi\rho^2} \exp\left(-\frac{(x-x_c)^2 + (y-y_c)^2}{2\rho^2}\right), \quad (4)$$

其中: Φ 为入射光通量, T 为积分时间, ρ 为离焦高斯半径, (x_c, y_c) 为星点质心的位置坐标。动态条件下,星点质心在 CIS 像平面上运动。若积分时间内星点质心的运动轨迹为 $(x_c(t), y_c(t))$,则动态条件下星点能量分布为:

$$E_{\text{dyn}}(x, y) = \int_0^T \frac{\Phi}{2\pi\rho^2} \exp\left(-\frac{[x-x_c(t)]^2 + [y-y_c(t)]^2}{2\rho^2}\right) dt. \quad (5)$$

对于第*i*行第*j*列的像素,可由分布在像素范围内的能量注量得到该像素的灰度值:

$$I_{ij} = \iint_{X,Y_j} \eta_{\text{QE}} K E_{\text{dyn}}(x, y) dx dy, \quad (6)$$

其中: η_{QE} 为光电量子效率,表示将光子转换为电子的能力; K 为转换增益,表示将电子转换为数字灰度值的能力。

星敏感器坐标系如图 5 所示,其中 z 轴为光轴, x 及 y 轴为十字轴。由于恒星的星光可以视为平行光,所以只有星敏感器在积分时间内产生旋转造成姿态角变化时,星点的投影才会在像平面上运动,造成星点拖尾。

假设星敏感器绕三轴旋转的角速度为 $(\omega_x, \omega_y, \omega_z)$,通过旋转矩阵对恒星观测矢量的影响^[27]可以推导出星点质心位置在积分时间内满足以下关系:

$$\begin{cases} \frac{dx_c(t)}{dt} = y_c(t)\omega_z + f\omega_y \\ \frac{dy_c(t)}{dt} = -x_c(t)\omega_z + f\omega_x \end{cases}, \quad (7)$$

其中 f 为星敏感器光学系统的焦距。式(7)为一个常微分非齐次线性方程组,解此方程组可得积分时间内星点的轨迹为:

$$\begin{cases} x_c(t) = C_1 \cos(\omega_z t) + C_2 \sin(\omega_z t) - \frac{f\omega_x}{\omega_z} \\ y_c(t) = -C_1 \sin(\omega_z t) + C_2 \cos(\omega_z t) - \frac{f\omega_y}{\omega_z} \end{cases}, \quad (8)$$

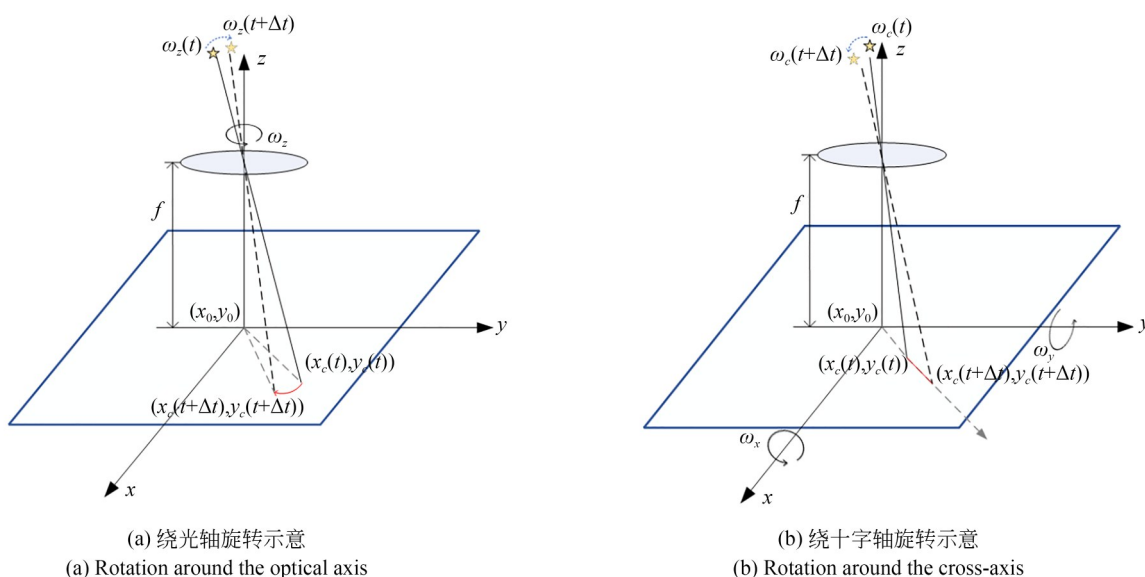


图 5 星敏感器坐标系以及两种旋转方式

Fig. 5 Star sensor coordinate system and two rotation methods

其中:

$$\begin{cases} C_1 = x_c(0) + \omega_x / \omega_z \\ C_2 = y_c(0) + \omega_y / \omega_z \end{cases} \quad (9)$$

当积分时间很短且焦距较长时,式(8)描述的轨迹近似匀速直线运动。这样,只要知道星点的质心初始坐标 $(x(0), y(0))$,并且给定星敏传感器旋转的三轴角速度 $(\omega_x, \omega_y, \omega_z)$ 以及积分时间 T ,就可通过式(8)得到星点质心运动轨迹,然后代入式(5)和式(6)便可算出星图每个像素的灰度值。当旋转的角速度不均匀时,式(8)无法准确描述其轨迹,例如曝光期间星敏传感器产生振动时^[28], $(\omega_x, \omega_y, \omega_z)$ 可能不为定值,轨迹会是非匀速或者非直线的。为了让训练出的模型能够处理曲线运动以及变速运动,在数据集中加入一些复杂的运动形式。指定 $y(t)=y(x(t))$ 为运动轨迹。其中, $x(t)$ 主要决定了运动的速度, $y(x)$ 主要决定了运动的轨迹形状。速度有匀速、匀变速和速度突变三种类型。轨迹形状有静态星点、直线、幂函数和贝塞尔曲线四种类型。四种轨迹形状的模拟星图实例如图6所示。图中,Bezier曲线通过一系列控制点来控制曲线形状,随机设置控制点,可以获得随机形状的曲线。在得到轨迹方程 $x(t)$ 和 $y(t)$ 之后,使用式(6)来计算轨迹经过的所有像素以及其周围 7×7 邻域内所有像素的灰度值。

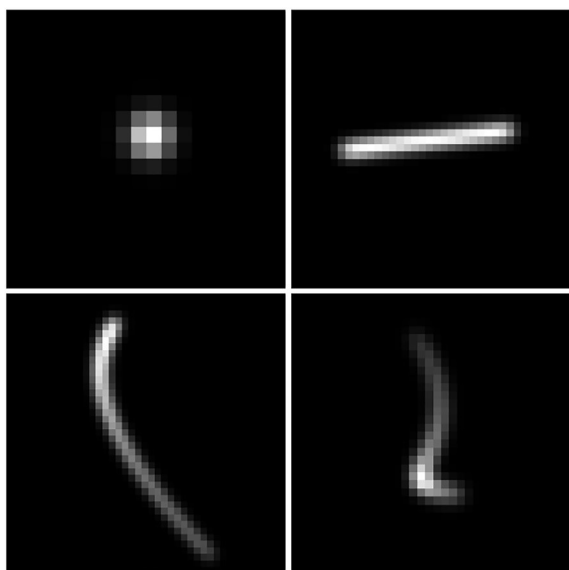


图6 四种运动轨迹模拟星点拖尾示意图

Fig. 6 Four kinds of motion trajectory simulation of star streak

3.2 质子造成暗电流增加分布的仿真

在星敏感器的星点质心定位过程中,暗电流造成的暗场噪声是导致定位误差增大的主要因素。质子辐照下,累积辐射效应会使像素单元的暗电流的分布特征发生显著改变,从而改变暗场噪声的分布规律,并最终影响其对质心定位误差的作用机制。质子可以同时通过电离总剂量效应和位移损伤效应增加图像传感器像素单元的暗电流。但相较电离总剂量效应,质子的位移损伤效应对暗电流增加起主导作用,它可以通过库仑弹性散射、核弹性散射和核非弹性散射3种作用机制对器件造成位移损伤。

在质子辐照的过程中,由于不同像素中每种机制的作用次数不同,像素间退化程度也各不相同。该随机过程受泊松分布定律的控制:

$$P(n) = \frac{\lambda_i^n e^{-\lambda_i}}{n!}, \quad (10)$$

其中: λ_i 表示第 i 种相互作用在像素中发生次数的均值。当 λ 较大时,式(10)趋向于正态分布。根据入射注量不同,3种作用的 λ_i 为:

$$\lambda_i = \Phi \sigma_i N_{\text{atom}} V_{\text{dep}}, \quad (11)$$

其中: Φ 为质子注量, N_{atom} 为原子密度, σ_i 表示3种相互作用各自的截面。

质子作用下CIS的暗电流分布如图7所示。其中,大部分像素呈类似高斯分布,较少像素符合指数分布趋势。由于库仑力属于长程力,库仑弹性散射的反应截面较大,在低剂量辐照下会对所有像素产生影响,因此,其造成的暗电流分量的分布倾向于高斯分布。相较而言,核力是一种短程力,核弹性散射和核非弹性散射的截面远低

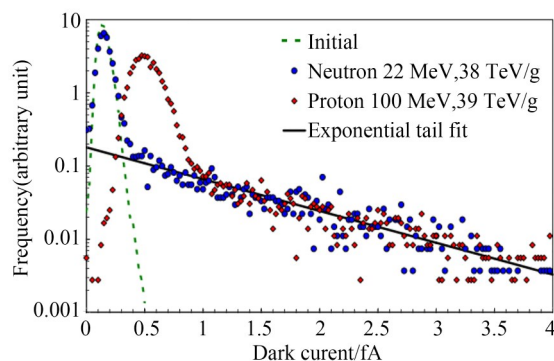


图7 质子和中子辐照引起CIS暗电流指数尾示意图^[29]

Fig. 7 Schematic of exponential tail of CIS dark current induced by proton and neutron irradiation^[29]

于库仑弹性散射。核相互作用能够产生几兆电子伏的反冲核,可以在硅材料中穿行数十微米。在较低的剂量下,每个像素微体积内核散射的平均相互作用次数有可能少于 1 次,这是暗电流分布中存在指数尾现象的主要原因。

由于库仑弹性散射和核散射的物理机制、截面以及造成反冲核类型等差别较大,因此对两者造成的暗电流增加分量分别进行计算。

3.2.1 核散射造成暗电流增加

对不同能量的质子和中子引起 CIS 暗电流的指数部分进行统计^[30],可以观察到一个共同的指数尾,如图 8 所示。不同能量的辐射粒子(质子和中子)对不同器件进行辐照,并对耗尽区体积、位移损伤剂量进行归一化,得到的暗电流分布的相对频率呈现出相同的指数行为,提取出指数均值约为 $6250\text{e}^-/\text{s}$ ^[30]。这表明在位移损伤后,可能存在一种共同的电活性分布导致暗电流出现这种相似特征。

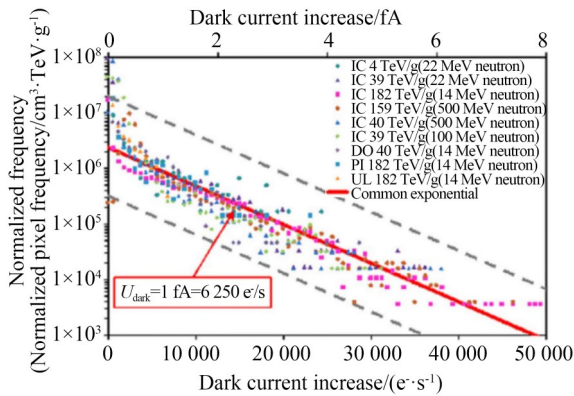


图 8 不同粒子的位移损伤导致不同器件暗电流增加的统一指数分布^[30]

Fig. 8 Unified exponential distribution of dark current increase induced by displacement damage across different particles and devices^[30]

图 8 中共同指数尾分布可以用指数定律的经验模型描述为^[30]:

$$f_{v_{\text{dark}}}(\Delta I_{\text{dark}}) = \frac{1}{v_{\text{dark}}} \cdot \exp\left(-\frac{\Delta I_{\text{dark}}}{v_{\text{dark}}}\right), \quad (12)$$

其中: v_{dark} 对应于指数分布的均值, ΔI_{dark} 为暗电流增加值对应的电子数,单位为 e^-/s 。然而,该理想的指数分布需要在较低的注量下才符合实际暗电流分布。当质子注量增加到一定程度时,该指

数分布会发生扭曲^[30-31]。由于核散射截面较小,在低注量下,每个像素中平均发生的核散射次数小于 1,此时暗电流的分布形状将直接反应单次核散射造成的暗电流增加值的分布,因此式(12)反映了单次核散射造成暗电流增加值分布的概率分布函数(probability distribution function, pdf)。由于 v_{dark} 为指数分布的均值,其物理意义代表单次核散射造成暗电流增加的均值。相关研究表明^[30,32-33], v_{dark} 的值几乎不随粒子能量的变化而变化。当注量增加时,平均作用次数增加,一些像素中有可能存在多个核散射缺陷诱导缺陷形成的暗电流源,从而导致指数行为发生扭曲。此时,包含 1 个、2 个以及多个核散射诱导缺陷的像素会同时存在,总的暗电流分布是所有可能发生核散射次数的暗电流分布的叠加^[30]:

$$F(x) = \sum_{i=0}^n P(i, \lambda) \times g_{v_{\text{dark}}}(x, i), \quad (13)$$

其中:像素中含有 i 个核散射缺陷的几率 $P(i, \lambda)$ 由式(10)的泊松定律控制; $g_{v_{\text{dark}}}(x, i)$ 为所有含有 i 个核散射缺陷的像素的暗电流分布的 pdf。由于 n 个相互独立的随机变量之和的 pdf 为这 n 个随机变量的 pdf 相互的卷积,而像素中的 n 次核散射相互作用可以视为是相互独立的, $g_{v_{\text{dark}}}(x, i)$ 可以通过式(12)的 n 次卷积计算,则总暗电流分布可以表示为^[30]:

$$F(x) = P(0, \lambda) \times \delta(x) + P(1, \lambda) \times f_{v_{\text{dark}}}(x) + P(2, \lambda) \times f_{v_{\text{dark}}}(x) * f_{v_{\text{dark}}}(x) + \dots \quad (14)$$

式(14)中包含了 $i=0$ 项,该项代表没有发生核散射的像素,在总暗电流归一化处理的过程中,需要考虑这部分像素。使用 Dirac Delta 函数 $\delta(x)$ 作为发生 0 次核散射像素暗电流增加量的 pdf。对于 i 不为 0 的项, pdf 为 i 个指数分布的 pdf 相互卷积。当 i 为正整数时, i 个均值为 v_{dark} 的指数分布的卷积服从 Erlang 分布:

$$h(x; k, \mu) = \frac{\mu^k x^{k-1} e^{-\lambda x}}{(k-1)!}. \quad (15)$$

式(15)中, i 个指数分布之间的卷积可以利用形状参数 k 为 i 、率参数 μ 为 $1/v_{\text{dark}}$ 的 Erlang 分布来代替,从而得到总暗电流的 pdf。

$$F(x) = P(0, \lambda) \times \delta(x) + P(1, \lambda) \times \frac{x^{1-1} e^{-\lambda x}}{v_{\text{dark}}^1 (1-1)!} + P(2, \lambda) \times \frac{x^{2-1} e^{-\lambda x}}{v_{\text{dark}}^2 (2-1)!} + \dots \quad (16)$$

由式(16)可知,总暗电流为类指数分布,由 v_{dark} 和 λ 两个参数决定,其中 v_{dark} 为 $6\ 250\text{e}^-/\text{s}$ 。对于任意能量任意注量的质子辐照而言,只需要确定其对应的平均反应次数 λ 即可确定核散射对应的总暗电流分布。 λ 可以利用质子在不同能量下的核弹性散射与核非弹性散射截面,通过式(11)进行计算。在得到核散射造成总暗电流增加的 pdf 后,即可通过大量采样得到所有像素中暗电流增加值矩阵 $M_n(i, j)$ 。

3.2.2 库伦散射造成暗电流增加

相对于核散射,像素中发生库伦散射的平均次数要大得多。质子通过库伦弹性散射引起位移的原子数主要和其碰撞出初级反冲粒子(Primary Knock-on Atom, PKA)的能量有关。同一能量的质子轰击靶材时,产生的 PKA 能量呈现一个能谱分布。为了得到特定质子能量下 PKA 能量的分布,使用 TRIM 蒙特卡洛程序,对大量入射质子产生的 PKA 能量进行统计。TRIM 软件能够模拟能量介于 10 eV 到 2 GeV 的离子在各类材料中的能量沉积分布^[34]。TRIM 在模拟带电离子入射的反应过程时不考虑它与原子核的直接反应,因此不涉及核散射过程,适用于库伦相互作用导致的 PKA 能量分布仿真。在利用 TRIM 计算质子入射导致的 PKA 能量时,需首先对入射粒子参数(粒子种类、能量、数量、位置分布)以及靶材参数(原子组成、靶材厚度)进行设置。在计算完成后,从生成的 COLLISON.txt 文件中可以提取出每个质子所有反冲核的能量信息,统计所有质子第一个反冲核的能量,即可得到不同能量质子造成的 PKA 能量分布。

质子撞出 PKA 之后,PKA 的能量损失主要分配给于电离能损和非电离能损两个竞争过程。其中,电离损失过程为反冲核与材料中的电子相互作用,导致电子激发或电离;而非电离损失过程为反冲核与原子核发生弹性碰撞,可以引起晶格原子位移或声子激发等。对于一个反冲能量已知的低能离子 PKA,可以通过 Lindhard 能量分配函数得到反冲能量中分配给非电离能损的部分,继而推算出对应的位移剂量,并进一步得到暗电流增加量。

Lindhard 能量分配函数的核心思想是将入

射粒子的总能量损失分为两个部分:核阻止和电子阻止,其中核阻止部分即为非电离能损部分。Lindhard 函数有多种形式,这里使用半经验近似公式。对于 PKA 粒子和介质原子序数相同的情况,能量为 E_r 的质子在 Si 介质中分配给非电离能损的平均能量 $\bar{v}$ 表示为^[35]:

$$\bar{v}(E_r) = \frac{E_r}{1 + kg(\epsilon)}, \quad (17)$$

其中:

$$\epsilon = E \frac{aM_2}{Z^2 e^2 (M_1 + M_2)}, \quad (18)$$

$$k = 0.133Z^{2/3}A^{-1/2}, \quad (19)$$

$$a = 0.8853a_0Z^{-1/3}, \quad (20)$$

其中: ϵ 是一个无量纲的能量变量,用于描述粒子的能量状态; a_0 是玻尔半径; k 为电子阻止常数; Z 表示 Si 的原子序数; A 为 Si 的质量数; M 为 Si 的原子质量。 $g(\epsilon)$ 为一个半经验函数,用于连接不同能量粒子与其对应的电子阻止常数 k 的关系。其估算结果如图 9 所示^[35]。

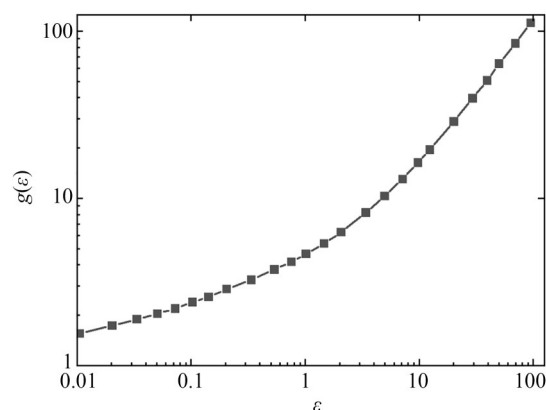


图 9 半经验函数的估算结果

Fig. 9 Estimation result of semi-empirical function

利用 Lindhard 能量分配函数对 TRIM 计算的所有 PKA 能量进行分配,便可得到每个 PKA 分配给非电离部分的能量 E_n 。然而,PKA 的非电离部分能量并不能完全转换成原子位移数。首先,PKA 的非电离能需要大于 Si 的离位阈值 T_d 才能造成原子的位移。对于 Si, T_d 在 $10\sim 30\text{ eV}$ 之间^[36],对于库伦相互作用,选择经典的 21 eV 作为离位阈值^[37]。其次,在 PKA 进行碰撞级联的过程中,非电力能损能量不仅用于产生离位

原子,还会通过声子散射、电磁辐射以及级联过程中的一些各项异性等途径损耗。NRT 模型^[38]是一个用于估算粒子与材料原子碰撞后产生的离位原子数量的半经验模型,其公式为:

$$N_d = 0.8 \frac{E}{2E_d}, \quad (21)$$

其中: N_d 为位移原子数,系数 0.8 为经验修正因子,用以进一步校正级联效率。使用 NRT 模型对所有能量大于 E_d 的 PKA 非电离能量 E_n 进行进一步校正,得到 PKA 用于造成原子位移的能量 E_n' 。

最后,使用经典的通用损伤因子 K_{dark} 将 PKA 造成原子位移的能量 E_n' 转换成暗电流电子数。 K_{dark} 由 Srouf^[39] 提出,可以将位移损伤剂量 D_{dd} 转换成暗电流的增加,如下:

$$\Delta I_{\text{dark}} = q K_{\text{dark}} V_{\text{dep}} D_{\text{dd}}, \quad (22)$$

其中: D_{dd} 的单位为 MeV/g,在已知靶材密度时有:

$$D_{\text{dd}} = \frac{E_{\text{dep}}}{m} = \frac{E_{\text{dep}}}{\rho \times V_{\text{dep}}}. \quad (23)$$

K_{dark} 的值取决于温度和退火时间,在 300 K,一周退火时间的条件下 K_{dark} 为 $(1.9 \pm 0.6) \times 10^5$ carriers/cm³·s·(MeV/g)⁻¹,可以按照下列公式进行校正^[39]:

$$K_{\text{dark}, T} = K_{\text{dark}, 300\text{K}} \cdot \exp\left(\frac{-E_a}{k_B} \left(\frac{1}{T} - \frac{1}{300}\right)\right). \quad (24)$$

通过上述转换过程,便可以得到质子库仑散射造成暗电流电子数增加的分布。结合式(11)的库仑弹性散射平均反应次数和式(10)的泊松分布采样,便可以对每一个像素中库仑散射导致的暗电流电子数分布矩阵 $M_c(i, j)$ 进行仿真。将本节内容与 3.2.1 节中核散射导致的暗电流电子数增加的分布矩阵 $M_n(i, j)$ 进行进一步结合,便可对特定能量质子引起的暗电流增加的分布矩阵 $M_c(i, j) + M_n(i, j)$ 进行整体的仿真模拟。

3.2.3 仿真与实验的暗电流分布对比

为了验证暗电流分布的仿真结果,本研究开展了不同能量、不同注量下的 CMOS 图像传感器质子辐照实验。辐照实验选用某款国产科学级 4T CMOS 图像传感器,其分辨率为 2 048×2 048,像素尺寸为 11 μm×11 μm,整个像素面阵

尺寸为 22 mm×22 mm。在曝光期间,像素单元的耗尽区体积大概在 120~150 μm³ 左右,仿真时采用 130 μm³ 作为敏感体积 V_{dep} 。实验使用两片 CIS 器件,分别使用 10 MeV 和 80 MeV 的质子进行辐照,每片器件被划分成 4 个区域,其中 3 个区域辐照不同的注量,第 4 个区域不辐照作为对比区域,如图 10 所示。不同辐照区域的质子注量如表 1 所示。辐照过后,在一周的常温退火后以及 25 °C 下对器件不同区域的暗电流分布进行测量。

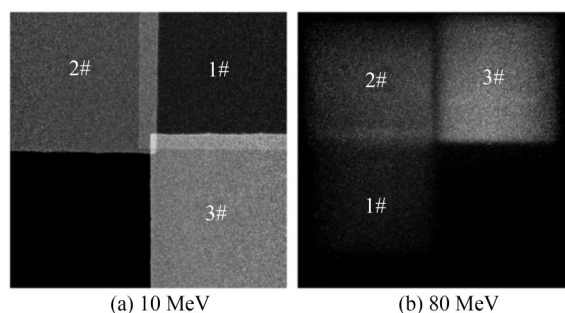


图 10 不同质子辐照不同区域的暗电流

Fig. 10 Dark current in different regions under different protons irradiation

表 1 不同辐照区域的质子注量

Tab. 1 Proton fluence in different irradiation regions(p/cm²)

CIS	能量	区域 1#	区域 2#	区域 3#
1	10 MeV	3.65×10^{10}	9.12×10^{10}	1.82×10^{11}
2	80 MeV	4.999×10^{10}	1.225×10^{11}	2.421×10^{11}

23 °C 退火三周时, $v_{\text{dark}} = 6\ 250\text{e}^-/\text{s}$, 而 v_{dark} 作为核散射缺陷导致的平均暗电流增量,其值与 K_{dark} 正相关。通过式(23)换算到 25 °C 退火一周的 K_{dark} , v_{dark} 的值约为 7 400e⁻/s 左右。为了使利用 TRIM 计算 10 MeV 和 80 MeV 质子的 PKA 能量分布时得到的 PKA 数量相当,设置 10 MeV 的入射粒子数为 2.5×10^{-6} , 而 80 MeV 的入射粒子数为 3.5×10^{-7} 。靶材厚度设置为 8 μm,以模拟像素单元的介电层和敏感区的厚度。

10 MeV 和 80 MeV 的 PKA 能量分布如图 11 所示。利用 3.2.1 和 3.2.2 中方法对各能量和注量的质子辐照后的暗电流分布进行仿真,并与真

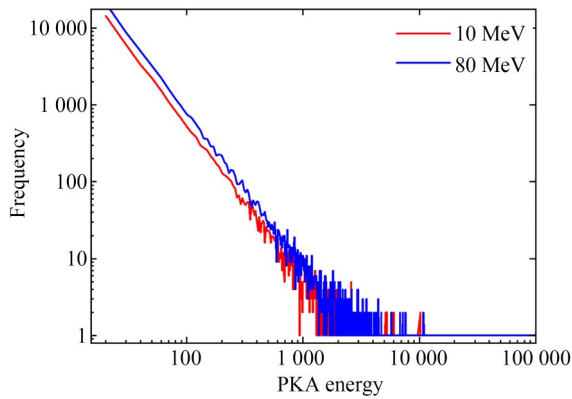


图 11 10MeV 和 80MeV 质子 PKA 能量分布

Fig. 11 Energy distribution of PKAs for 10 MeV and 80 MeV proton

实辐照后的暗电流分布进行对比,结果如图 12 所示。从图中可以看出,除了较低暗电流段外,较大的暗电流范围内曲线拟合结果比较理想。10 MeV 质子的库仑弹性散射暗电流分布的形态更接近理想的高斯分布,且从核散射暗电流与总暗电流分布的差别可以看出,10 MeV 质子的库仑弹性散射对总暗电流分布有着较为显著的影响。相比之下,80 MeV 质子由于能量较高,它与靶原子的库仑弹性散射效应减弱,且偏离高斯分布较多。但由于其库仑部分暗电流对总暗电流的影响可以忽略,所以近似认为库仑弹性散射引起的暗电流符合高斯分布。

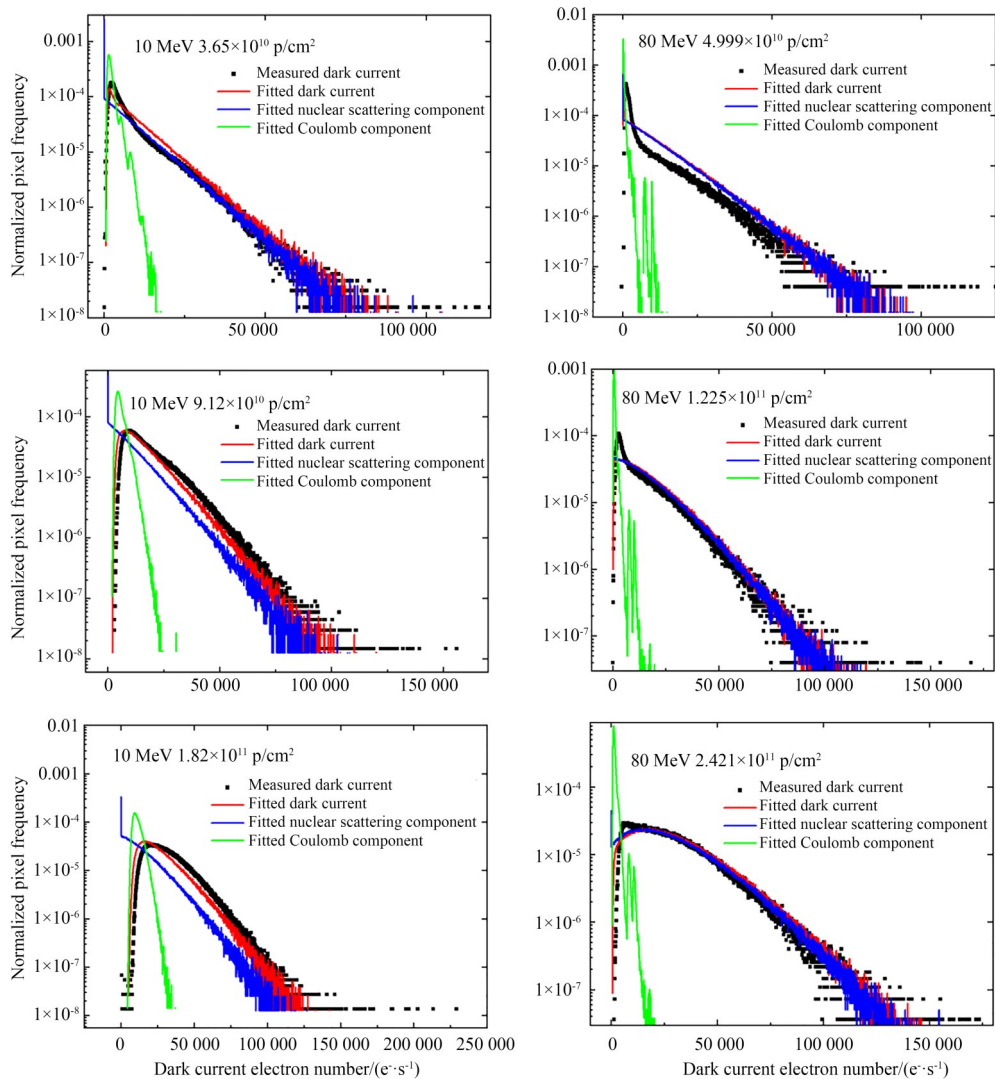


图 12 实验与拟合暗电流增长分布对比

Fig. 12 Comparison between experimental and fitted dark current increase distributions

3.3 CIS 质子瞬态效应

为了让模型能够正确区分拖尾星斑和瞬态亮斑,需要在仿真星图中添加质子瞬态亮斑。由于质子单粒子瞬态(SET)导致的瞬态亮斑的机制复杂,难以进行模拟,所以采用在线采图的方式获得质子辐照的瞬态亮斑,并利用阈值分割提取并移植到仿真噪声星图上。用于质子在线辐照实验的为某款商用 FSI CIS,其分辨率为 $2\,048 \times 2\,048$,像素尺寸为 $5.5\,\mu\text{m} \times 5.5\,\mu\text{m}$,采用前照式 $0.18\text{-}\mu\text{m}$ 8T 结构以及流水线式全局快门。实验在中科院新疆理化所的 PREF 质子加速器上进行,在线辐照现场如图 13 所示,通过旋转搭载 CIS 的开发板来改变质子的入射角度。



图 13 在线辐照现场装置

Fig. 13 On-site setup for online irradiation

为了尽可能避免瞬态亮斑的相互交叠,使用加速器束斑边缘进行辐照,但这种辐照方式下无法得到具体的质子注量率。质子的能量,入射角度以及出束的流强如表 2 所示。使用阈值分割法对瞬态亮斑进行提取,并减去底噪的平均值后随机粘贴在星图上以模拟质子瞬态亮斑对星图的影响,每次粘贴时随机指定能量和角度。

表 2 不同能量不同角度加速器流强

Tab. 2 Different energy, angle accelerator beam intensity (μA)

能量	0°	15°	30°	45°	60°	75°	80°	85°
30 MeV	700	700	700	700	700	380	230	230
40 MeV	500	500	500	500	500	60	60	60
50 MeV	400	400	400	400	400	100	100	100

3.4 辐照动态星图仿真流程

构建仿真质子辐照星图数据集样本时,需要分别在样本星图背景上添加噪声、瞬态亮斑以及动态星点拖尾,星图的噪声主要分为本底噪声、暗电流噪声、光子散粒噪声和热像素。

CMOS 图像传感器的本底噪声主要包括热噪声、复位噪声、读出噪声和放大器噪声等^[40]。从统计特性来看,本底噪声主要是平稳高斯白噪声,其特征是噪声幅度遵循高斯概率分布,并且这种分布特性与时间无关。通过仿真拟合得知,库仑弹性散射引起的暗电流噪声也符合高斯分布。由于不同分布噪声的叠加在统计上表现为各 pdf 的卷积,而高斯分布的 pdf 之间的卷积仍为高斯分布,所以对于以上所有符合高斯分布的噪声,通过在图像上添加一个均值在 $0 \sim 90$,方差在 $0 \sim 100$ 之间的随机高斯噪声的方式来统一进行模拟。对于核散射引起的暗电流噪声,按照 3.2.1 小节的构建的质子诱导暗电流分布的类指数模型,选择 v_{dark} 为 $7\,000\text{e}^-/\text{s}$,并在 0 到 $3 \times 10^{10}\text{p}/\text{cm}^2$ 之间随机指定质子注量水平,以此对核散射暗电流噪声进行添加。

除了辐射引起的暗电流噪声之外,像素单元本身也会产生暗电流噪声。该噪声是一种散粒噪声,且服从泊松分布,其概率函数表达式为:

$$P(X=k) = \frac{\lambda^k}{k!} e^{-\lambda}, k=0,1,\dots, \quad (25)$$

其中,该分布的均值和方差都是 λ 。像素暗电流噪声是 CIS 芯片硅层内的热激发的热生载流子,其平均电子数 n_{dark} 与积分时间有关,数学表达式为:

$$n_{\text{dark}} = D_e \times T. \quad (26)$$

像素暗电流噪声的标准差 σ_{dark} 和平均子数 n_{dark} 的平方根成正比,所以通过添加一个 λ 与 T 成正比的泊松噪声来模拟像素暗电流噪声。将 D_e 设在 0 到 $120/T$ 之间。

光子散粒噪声是光子在入射到相机传感器时,由于量子涨落导致的数量统计不确定性。光子散粒噪声的标准差和信号电子数的平方根成正比,即可以添加一个 λ 与像素灰度值成正比的泊松噪声来模拟光子散粒噪声,比例因子 σ 在 $0 \sim 0.4$ 内随机分配。

添加噪声后,通过在噪声背景上移植质子瞬态亮斑和星点拖尾亮斑,便可以得到完整的仿真

辐照动态星图。在每张样本星图上添加 1~3 个质子瞬态亮斑,其中瞬态亮斑的质子能量在 30, 40, 50 中随机指定,入射角度在 0, 15, 30, 45, 60, 75, 80, 85° 中随机指定。

模拟 CIS 的像素尺寸为 5.5 μm 。由于在模拟星敏感器旋转的星点拖尾时,拖尾长度最大,即 $\omega_x = \omega_y = \omega = 7 (^{\circ})/\text{s}$ 的情况下,拖尾的长度大概在 100 个像素长度以内,所以将生成星图的尺寸设定成 128×128 个像素,以保证生成的星点拖尾不会超过图像的边缘,像素的灰度值在 0~1 023 之间。每张星图的曝光时间设置为 70~110 ms,设置式(8)中的焦距 f 为 24 mm,像元尺寸为 5.5 μm ,并将式(5)中的扩散半径 ρ 设定在 0.85~0.95 内,使模型能够适应更多样化的光学场景。动态辐照星图的仿真样本示例如图 14 所示,其中包含了多星点、瞬态亮斑、非线性运动和辐射噪声等要素。



图 14 动态辐照仿真星图示例

Fig. 14 Example of dynamic irradiation simulated star map

实验一共生成了 320 万张样本,其中 50 万张样本上没有添加星点像斑,而是单纯的背景噪声和瞬态亮斑,在没有星点的情况下模型不会误响应。270 万张有星斑图片的数据集的运动类型构成如表 3 所示。在每张样星图中添加了 1~3 颗星点,每个星点的星等在 2~6.5 中随机生成。因为星空中 0~2 之间的星等的星数量很少,所以在随机指定星等时不予考虑。通过上述流程构建了一个质子辐照下动态星图数据集。

表 3 有星斑数据集运动类型构成(270 万张)

Tab. 3 Composition of sports types in star streak dataset (2.7 million images)

速度	静态星点	模拟旋转	直线	幂函数	Bezier
无	200 000	810 000			
匀速			216 000	270 000	236 250
匀加速			148 500	270 000	202 500
速度突变			148 500	67 500	101 250
占比	0.075	0.3	0.2	0.225	0.2

4 算法精度验证

4.1 网络训练过程

将拥有 320 万张样本的仿真数据集按照 9:1 的比例分为训练集和验证集,使用 ConvNeXt-T 网络在 ImageNet-22K 上的预训练权重对网络的骨干部分进行初始化,对网络的其他部分则进行随机初始化。使用 AdamW 优化器训练,并使用早停法训练了 26 个 epoch。采用线性预热 4 个周期,然后,使用余弦衰减退火策略改变训练时的学习率,初始学习率为 2×10^{-4} ,优化器动量为 $\beta_1 = 0.9$, $\beta_2 = 0.999$ 。批量大小为 32, weight decay 为 3×10^{-6} ,并且使用 0.3 的 drop path 来缓解过拟合。由于使用了预训练权重,所以训练参数基本和 ConvNeXt 论文一致,但本文没有使用任何数据增强的方法,而是用扩充了数据集的运动模糊形式以达到数据增强的目的。

4.2 星点质心定位偏差评估

首先验证随着 ω_x 和 ω_y 的合角速度的增加,检测的星点质心偏差的变化情况。测试 0~7 ($^{\circ}$)/s 中 8 个整数合角速度 $\sqrt{\omega_x^2 + \omega_y^2}$,每个整数合角速度生成 200 张图片, ω_z 固定为 3 ($^{\circ}$)/s,并添加均值为 50、方差为 50 的高斯噪声以及方差为 50 的泊松噪声,且星等固定为 5。将本文方法与 3 种方法对比:第一种算法采用双阈值与 Z 函数抑制噪声的同时估计模糊核,并使用二阶向量外推加速的 RL 算法来恢复运动模糊星图^[8];第二种方法使用自适应小波阈值法对图像进行去噪并使用维纳滤波恢复模糊星图^[41];第三种方法使用传统的 RL 算法来进行复原。对比结果如图 15 所示。可以看出,在合角速度接近 0 时,平均偏差在 0.03 个像素长度附近,而当合角速度达到 7 ($^{\circ}$)/s 时,平均偏差也只是增加到 0.2 个像素长度左右。

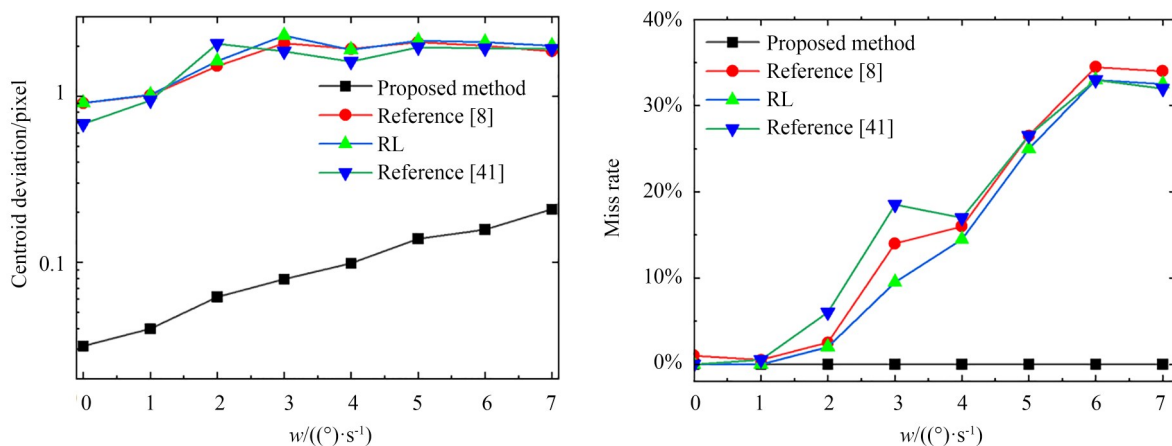


图 15 质心偏差和漏检率随合角速度的变化

Fig. 15 Variation of centroid deviation and miss rate with combined angular velocity respectively

整体而言,本文的偏差比其他方法至少小一个数量级。当定位偏差 $d > 3$ 个像素长度时,即判定为漏检目标。在漏检率方面,本文方法几乎检测到了所有样本,优于其他算法。

然后,实验验证了星等对质心定位偏差的

影响。由于观测天区中 1~3 等星较少,所以测试的星等范围设定为 3 等到 6.5 等,每 0.5 个星等构建 200 张仿真星图,并添加均值和方差都为 50 的高斯噪声和 50 方差的泊松噪声,角速度为 $\omega_x = \omega_y = \omega_z = 3 (^\circ)/s$ 。验证结果如图 16 所示。

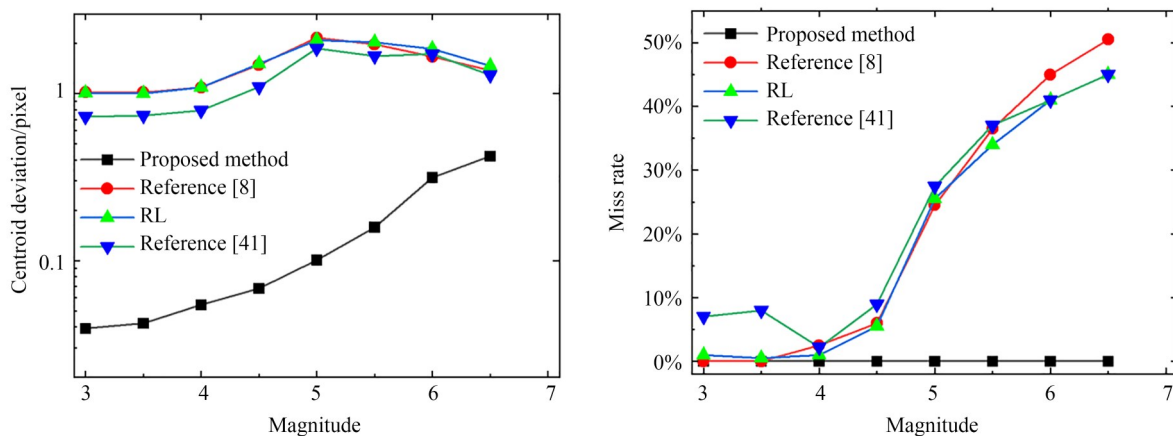


图 16 质心偏差和漏检率随星等的变化

Fig. 16 Variation of centroid deviation and miss rate with magnitude

最后,实验验证了模型对核散射导致的类指数噪声(以及热像素)干扰的抵抗能力。模拟 30 MeV 质子注量从 $0 \sim 4 \times 10^{10} \text{ p/cm}^2$,每增加 $0.5 \times 10^{10} \text{ p/cm}^2$ 注量生成一组,共生成 9 组样本。同样将星等固定为 5,三轴角速度定位 $3 (^\circ)/s$,并统一添加均值为 50,方差为 50 的高斯噪声,结果如图 17 所示。

当注量增加到 $4 \times 10^{10} \text{ p/cm}^2$ 时,本文方法的

平均质心偏差达到了 0.4 个像素长度,依然没有漏检目标。相比之下,3 种对比方法在核散射噪声的影响下基本漏检了所有的目标。 $3 \times 10^{10} \text{ p/cm}^2$ 质子注量下的验证样本星图如图 18 所示。

从图 18 中可见,因拖尾而弥散的星点能量(图中红圈标注处)远低于核散射引起的类指数噪声以及热像素灰度对应能量水平,其信号特征完全湮没在背景噪声之中。相比之下,对于 3 种

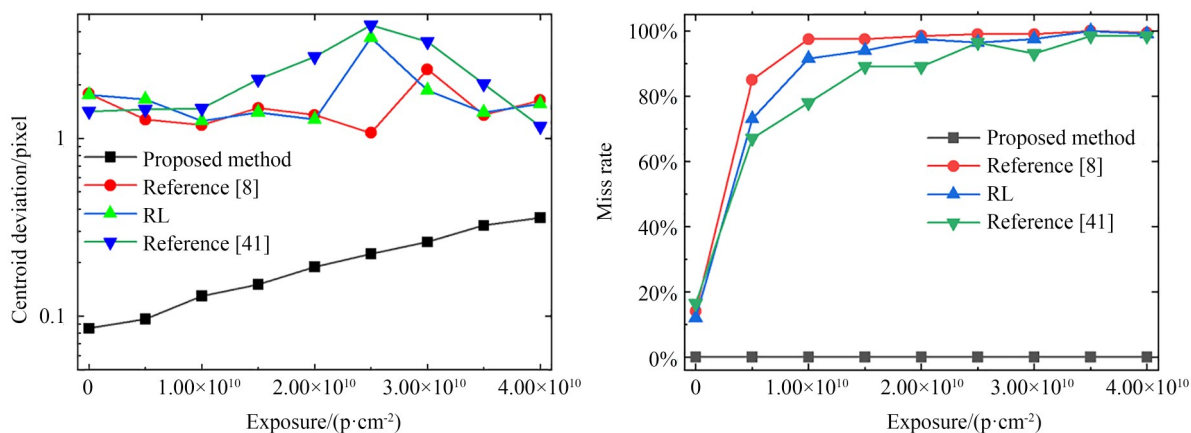


图 17 质心偏差和漏检率随质子注量的变化

Fig. 17 Variation of centroid deviation and miss rate with proton fluence

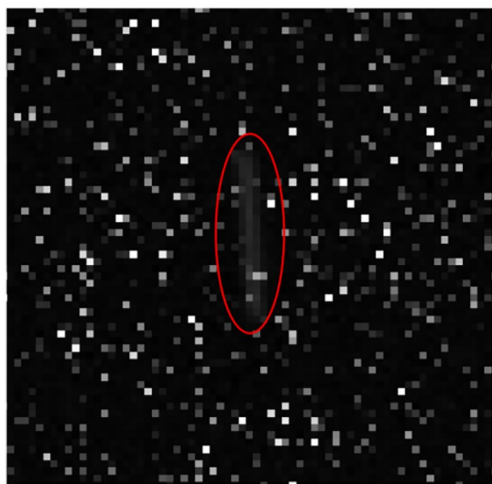


图 18 核散射噪声下动态星点拖尾示意

Fig. 18 Schematic diagram of dynamic star streak under nuclear scattering noise

基于星图复原的对比方法,这种指数噪声极大地干扰了模糊参数估计以及模糊复原过程,致使它们无法正常进行星点定位。而本文方法在保持着较低质心偏差的前提下,仍能检测到几乎所有目标,说明模型对这类辐射噪声具有较强的抗干扰能力。

在计算效率方面,在一台配备 Intel i9-14900KF CPU 和 NVIDIA RTX 4090 GPU 的计算机上对各算法的处理时间进行了测试。实验结果表明,本文提出的算法在 CPU 上的单张图像推理时间为 0.044 4 s,在 GPU 上则缩短至 0.005 5 s。星敏感器的初始姿态捕获模式下,每秒钟需要处理的图片数量大概在 10 张以上,初步

判定本文算法能满足实时性要求,但具体在应用场景的处理时间还取决于设备部署及后续处理程序的时间。相比之下,文献[8]算法的总处理时间为 0.145 6 s,其中 Radon 变换耗时 0.043 9 s,RL 算法经过 8 次迭代后耗时 0.101 7 s;而文献[41]算法的处理时间为 0.059 8 s。不过,这两篇论文的方法是使用 Python 代码复现的,其处理时间仅供参考。

4.3 真实辐照星图的星点质心定位偏差评估

为了进一步验证模型在实际星图上的泛化能力,有必要在真实的辐照动态星图上进行模型精度的验证。为此,本文使用一片经过能量为 14.5 MeV、注量为 5×10^{10} p/cm² 的质子辐照的 CIS,并将它安装在一个能够提供匀速三轴旋转的转台上,以不同的俯仰角和方位角角速度旋转的同时拍摄夜晚的星空图像,以这种方式模拟质子辐照的动态星图。拍摄地点位于乌鲁木齐市南山天文台。

对于实际动态星图而言,由于曝光期间相机载台处于运动当中,无法对动态星点拖尾目标的真实星点质心位置进行标注,从而无法直接通过实际动态星图对动态星点质心定位算法的质心偏差进行验证。因此,本文针对算法特点设计了一种基于静态-动态帧配对的星点质心精度验证方法,用以克服真实动态星图中星点质心真值缺失的问题。

在拍摄星图时,首先调平载台,使相机镜头对准天区,随后启动相机进行连续拍摄。拍摄开

别对 2.5, 4, 5, 7.5, 10 的旋转角速度下拍摄的星图进行定位, 每个角速度分别提取了 8, 6, 6, 6, 3 个星点。不同旋转角速度的平均估计星点质心偏差如图 20 所示。

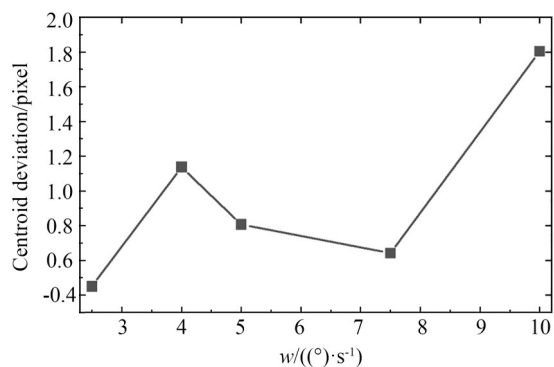


图 20 真实辐照动态星图的质心偏差随角速度变化

Fig. 20 Variation of centroid deviation in real dynamic irradiation star maps with angular velocity

由图 20 可知, 质心偏差并没有随着角速度的增加而单调上升, 这主要是因为每个旋转角速度提取星点较少导致随机性过大的原因。图 21~图 22 为角速度为 7.5 ($^\circ$)/s 时提取的拍摄星图 (星点目标用圆圈标记) 以及提取的星图切片。从图中可以看出, 即使是成功提取出来的星点, 其弥散的星点能量也几乎湮没在背景噪声中, 而更多的星点拖尾已经完全无法与背景区分。但对于如此暗弱的星点拖尾目标, 模型仍能以一定的精度 (0.4~1.8 个像素长度) 进行质心定

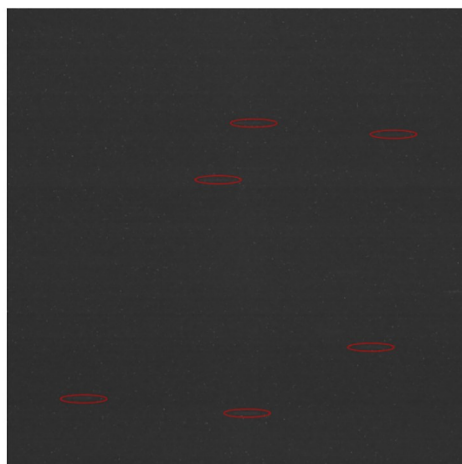


图 21 真实拍摄 7.5 ($^\circ$)/s 辐照动态星图

Fig. 21 Real-captured dynamic irradiation star map at 7.5 ($^\circ$)/s angular velocity

位, 说明本文模型在暗弱目标的检测能力以及在实际辐照星图的泛化性上都具有较为良好的性能。

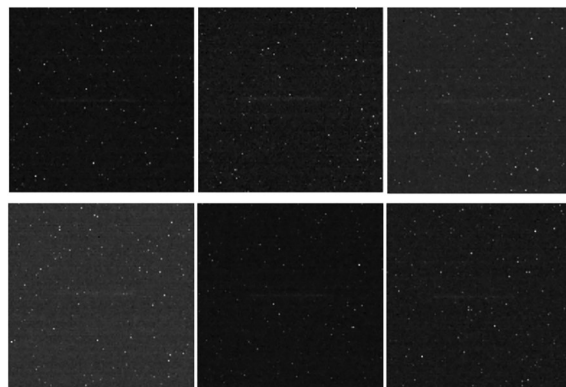


图 22 图 21 中提取出的星点拖尾切片

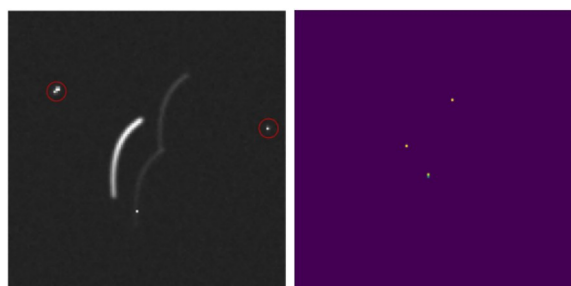
Fig. 22 Star streak slice extracted from Fig. 21

4.4 模型的优势及扩展性

本文算法不仅质心定位精度高, 并且克服了传统方法的局限性。图 23 为一张复杂的仿真星图, 包含着多种传统算法难以处理的典型元素。星图中包含 3 个星点拖尾, 其中两个拖尾相互重叠, 且质心运动轨迹不为匀速直线运动。最下面的星点拖尾的下端非常暗弱, 使用阈值分割时可能会产生撕裂, 且叠加一个热像素的影响。星图中包含两个质子瞬态亮斑, 在图中通过圆圈进行了标记。

由图 23(b) 可以看出, 模型只在 3 个星点拖尾的质心处有响应, 而在瞬态亮斑区域没有任何响应, 说明模型能够区分星点像斑和瞬态亮斑。这张图中 3 个星点拖尾的真实质心为: (41.3969, 72.6401), (62.3281, 51.1422) 以及 (75.7961, 61.5478), 而模型对这 3 个星点拖尾质心的预测坐标为 (41.4988, 72.6257), (62.2529, 51.1622) 以及 (75.7327, 61.6250), 非常接近真实质心坐标, 说明模型能够应对非匀速直线运动、星点拖尾相互交叠、暗弱星点像斑、瞬态亮斑和热像素等传统方法难以处理的因素, 并在复杂的情形下也能保持较为理想的质心精度。

该算法的另一优势在于高度的灵活性和可扩展性。通过向数据集中添加符合特定场景需求的样本来使模型适应多样化的条件, 例如不同



(a) 复杂条件的仿真星图 (b) 模型预测热图
(a) Simulated star map with multiple complex conditions (b) Model-predicted heatmap

图 23 模型对复杂条件星图的热图响应

Fig. 23 Model heatmap response to complex-condition star maps

噪声分布、运动形式以及星斑亮度等。在可扩展性方面,则可以通过调整网络结构或采用其他轻量化技术来提升模型的准确性,并缩短模型推理的时间。

5 结 论

为了应对空间复杂环境下星敏感器的精准星点定位需求,本文提出了一种基于神经网络的质子

辐照下动态星点质心定位算法。首先,通过建立星点拖尾的关键点模型设计关键点检测网络;其次,基于动态星点能量退化和质子辐射噪声行为建立动态辐照仿真星图数据集;最后,利用该数据集对网络进行训练,成功实现了在高辐射噪声环境下对动态拖尾星斑的精确质心定位,并利用仿真星图和实际星图对模型精度进行了验证。实验结果表明,在合角速度从 $0\sim 7(^{\circ})/\text{s}$ 时,质心定位精度从 0.03 变化到 0.2 个像素长度,比基于复原的对比方法精度高一个数量级左右。实际拍摄辐照动态星图合角速度从 $2.5\sim 10(^{\circ})/\text{s}$ 时,质心定位精度从 0.4 变化到 1.8 个像素长度,在实际星图上具有较好的泛化性。对星斑与瞬态亮斑的区分以及星斑相互交叠等无法使用传统基于复原方法的场景,本文方法也能定位星点质心,为动态星敏感器在高辐射环境下的应用提供了新解决方案。

作者贡献声明:

罗智文:关键点网络设计与训练,论文撰写;
郭旗:算法和实验指导;
李豫东:论文审核与编辑;
冯婕:数据分析。

参考文献:

- [1] HE L, MA W J, GUO P Y, *et al.* Developments of attitude determination and control system of microsats: a survey[J]. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part I: Journal of Systems and Control Engineering*, 2021, 235(10): 1733-1750.
- [2] SAINT-PE O, TULET M, DAVANCENS R, *et al.* Research-grade CMOS image sensors for remote sensing applications [C]. *Sensors, Systems, and Next-Generation Satellites VIII. Maspalomas, Canary Islands, Spain*. SPIE, 2004: 549.
- [3] BOGAERTS J, DIERICKX B, MEYNANTS G, *et al.* Total dose and displacement damage effects in a radiation-hardened CMOS APS[J]. *IEEE Transactions on Electron Devices*, 2003, 50(1): 84-90.
- [4] WANG S Q, ZHANG S J, NING M F, *et al.* Motion blurred star image restoration based on MEMS gyroscope aid and blur kernel correction[J]. *Sensors*, 2018, 18(8): 2662.
- [5] FEI X, NAN C, ZHENG Y, *et al.* A novel approach based on MEMS-gyro's data deep coupling for determining the centroid of star spot[J]. *Mathematical Problems in Engineering*, 2012, 2012(1): 403584.
- [6] SUN T, XING F, YOU Z, *et al.* Deep coupling of star tracker and MEMS-gyro data under highly dynamic and long exposure conditions [J]. *Measurement Science and Technology*, 2014, 25(8): 085003.
- [7] LIU D, CHEN X Y, LIU X, *et al.* Star image prediction and restoration under dynamic conditions[J]. *Sensors*, 2019, 19(8): 1890.
- [8] JIANG J, HUANG J N, ZHANG G J. An accelerated motion blurred star restoration based on single image [J]. *IEEE Sensors Journal*, 2016, 17(5): 1306-1315.
- [9] LU Q B, ZHOU W G, FANG L, *et al.* Robust blur kernel estimation for license plate images from fast moving vehicles [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2016, 25(5): 2311-2323.
- [10] HOU Y X, ZHAO R J, MA Y B, *et al.* A real-time star trailing removal method based on fast blur kernel estimations [J]. *Mathematical Problems in*

- Engineering*, 2021, 2021(1): 8819277.
- [11] ZHANG H, NIU Y X, LU J Z, et al. Accurate and autonomous star acquisition method for star sensor under complex conditions [J]. *Mathematical Problems in Engineering*, 2017, 2017 (1) : 1643967.
 - [12] MOGHADDAM M E, JAMZAD M. Finding point spread function of motion blur using Radon transform and modeling the motion length [C]. *Proceedings of the Fourth IEEE International Symposium on Signal Processing and Information Technology*, 2004. December 18-21, 2004, Rome, Italy. IEEE, 2004: 314-317.
 - [13] PENG Y P, WU T H, WANG S, et al. Motion-blurred particle image restoration for on-line wear monitoring[J]. *Sensors*, 2015, 15(4): 8173-8191.
 - [14] WU S Q, LU Z K, ONG E P, et al. Blind image blur identification in cepstrum domain [C]. 2007 16th International Conference on Computer Communications and Networks. August 13-16, 2007, Honolulu, HI, USA. IEEE, 2007: 1166-1171.
 - [15] WANG K D, ZHANG C, LI Y, et al. A new restoration algorithm for the smeared image of a SINS-aided star sensor [J]. *Journal of Navigation*, 2014, 67(5): 881-898.
 - [16] WU X J, WANG X L. Multiple blur of star image and the restoration under dynamic conditions [J]. *Acta Astronautica*, 2011, 68(11/12): 1903-1913.
 - [17] YANG H, ZHANG Z B, GUAN Y J. An adaptive parameter estimation for guided filter based image deconvolution [J]. *Signal Processing*, 2017, 138: 16-26.
 - [18] LU Y N, XIE F Y, JIANG Z G. Kernel estimation for motion blur removal using deep convolutional neural network [C]. 2017 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). September 17-20, 2017, Beijing, China. IEEE, 2017: 3755-3759.
 - [19] FENG J, WEN L, LI Y D, et al. Study the performance of star sensor influenced by space radiation damage of image sensor [C]. 2018 International Conference on Radiation Effects of Electronic Devices (ICREED). May 16-18, 2018, Beijing, China. IEEE, 2018: 1-4.
 - [20] FU J, FENG J, LI Y D, et al. Effect of proton beam irradiation on the tracking efficiency of CMOS image sensors [J]. *Radiation Effects and Defects in Solids*, 2022, 177(5/6): 590-603.
 - [21] CUI Y H, FENG J, LI Y D, et al. Proton radiation effects of CMOS image sensors on different star map recognition algorithms for star sensors [J]. *Electronics*, 2023, 12(7): 1629.
 - [22] LUO Z W, GUO Q, et al. Centroid algorithm for high-dynamic star sensor based on key point detection deep learning algorithms [J]. *Optics Express*, 2025, 33(8): 17203.
 - [23] LIU Z, MAO H Z, WU C Y, et al. A ConvNet for the 2020s [C]. 2022 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). June 18-24, 2022, New Orleans, LA, USA. IEEE, 2022: 11966-11976.
 - [24] LIN X W, GUO Y-A, WANG J Q. Global correlation network: end-to-end joint multi-object detection and tracking [J/OL]. 2021, arXiv: 2103.12511[10.48550/arXiv.2103.12511].
 - [25] TAN M X, PANG R M, LE Q V. Efficientdet: scalable and efficient object detection [J/OL]. 2019, arXiv:1911.09070[10.48550/arXiv.1911.09070].
 - [26] LIU S T, HUANG D, WANG Y H. Learning spatial fusion for single-shot object detection [J/OL]. 2019, arXiv: 1911.09516 [10.48550/arXiv.1911.09516].
 - [27] SUN T, XING F, YOU Z, et al. Smearing model and restoration of star image under conditions of variable angular velocity and long exposure time [J]. *Optics Express*, 2014, 22 (5) : 6009-6024.
 - [28] LYU H F, ZHANG L, WANG D J, et al. Star spot centroiding method with inertial measurement information [J]. *Journal of National University of Defense Technology*, 2015, 37(2): 161-165.
 - [29] GOIFFON V, VIRMONTAIS C, MAGNAN P, et al. Radiation damages in CMOS image sensors: testing and hardening challenges brought by deep sub-micrometer CIS processes [C]. *Sensors, Systems, and Next-Generation Satellites XIV. Toulouse, France*. SPIE, 2010: 78261S.
 - [30] VIRMONTAIS C, GOIFFON V, MAGNAN P, et al. Similarities between proton and neutron induced dark current distribution in CMOS image sensors [J]. *IEEE Transactions on Nuclear Science*, 2012, 59(4): 927-936.
 - [31] VIRMONTAIS C, GOIFFON V, MAGNAN P, et al. Displacement damage effects due to neutron and proton irradiations on CMOS image sensors manufactured in deep submicron technology [J]. *IEEE Transactions on Nuclear Science*, 2010, 57 (6): 3101-3108.
 - [32] RAINE M, GOIFFON V, GIRARD S, et al. Modeling approach for the prediction of transient

- and permanent degradations of image sensors in complex radiation environments [J]. *IEEE Transactions on Nuclear Science*, 2013, 60 (6): 4297-4304.
- [33] BELLOIR J M, GOIFFON V, VIRMONTTOIS C, *et al.* Pixel pitch and particle energy influence on the dark current distribution of neutron irradiated CMOS image sensors [J]. *Optics Express*, 2016, 24(4): 4299-4315.
- [34] LINDHARD J. Citation classic: range concepts and heavy-ion ranges-notes on atomic collisions, Part 2 [J]. *Current Contents/Physical Chemical & Earth Sciences*, 1983, (25): 20.
- [35] LINDHARD J, NIELSEN V, SCHARFF M, *et al.* Integral equations governing radiation effects (Notes on Atomic Collisions, Iii) [J]. *Kgl. Danske Videnskabselskabmatfysmedd*, 1963, 33: no. 10 (5): 706.
- [36] INGUIMBERT C, GIGANTE R. NEMO: a code to compute NIEL of protons, neutrons, electrons, and heavy ions [J]. *IEEE Transactions on Nuclear Science*, 2006, 53(4): 1967-1972.
- [37] INGUIMBERT C, NUNS T, URSULE M C, *et al.* Modeling the dark current non-uniformity of image sensors with GEANT4 [J]. *IEEE Transactions on Nuclear Science*, 2014, 61 (6): 3323-3330.
- [38] NORGETT M J, ROBINSON M T, TORRENS I M. A proposed method of calculating displacement dose rates [J]. *Nuclear Engineering and Design*, 1975, 33(1): 50-54.
- [39] SROUR J R, LO D H. Universal damage factor for radiation-induced dark current in silicon devices [J]. *IEEE Transactions on Nuclear Science*, 2000, 47(6): 2451-2459.
- [40] 张丰, 吴量, 张凯旋, 等. 基于星敏感器测试图像的噪声分析及仿真 [J]. *计算机仿真*, 2024, 41 (9): 42-48.
- ZHANG F, WU L, ZHANG K X, *et al.* Noise analysis and simulation based on test images of star sensor [J]. *Computer Simulation*, 2024, 41 (9): 42-48. (in Chinese)
- [41] ZHANG W N, QUAN W, GUO L. Blurred star image processing for star sensors under dynamic conditions [J]. *Sensors*, 2012, 12(5): 6712-6726.

作者简介:



罗智文(1998—),男,湖南怀化人,硕士研究生,2020年与北京交通大学取得学士学位,主要从事辐射对星敏感器系统影响的研究。E-mail: luozhiwen22@mails.ucas.ac.cn

通讯作者:



李豫东(1982—),男,新疆伊犁人,博士,研究员,新疆理化技术研究所副所长,2009年于中国科学院长春光学精密机械与物理研究所获得博士学位,主要从事电子材料、器件与系统的辐射效应与抗辐射加固研究。E-mail: lydong@ms.xjb.ac.cn

通讯作者:



郭旗(1964—),男,新疆乌鲁木齐人,研究员,博士生导师,1986年于北京理工大学获得学士学位,主要从事半导体器件与系统高能粒子辐射损伤机理、辐射效应模拟试验、抗辐射加固和辐射环境剂量测量等方面的研究。E-mail: guoqi@ms.xjb.ac.cn