

事件星敏传感器残差累积表面自适应积分方法

李照雄 韩世豪 支帅 闫浩东 张永合 朱振才 丁国鹏

Adaptive integration method based on residual accumulating surface for event-based star sensors

LI Zhao-xiong, HAN Shi-hao, ZHI Shuai, YAN Hao-dong, ZHANG Yong-he, ZHU Zhen-cai, DING Guo-peng

引用本文:

李照雄, 韩世豪, 支帅, 闫浩东, 张永合, 朱振才, 丁国鹏. 事件星敏传感器残差累积表面自适应积分方法[J]. 中国光学, 优先发表. doi: 10.3724/CO.2026-0105

LI Zhao-xiong, HAN Shi-hao, ZHI Shuai, YAN Hao-dong, ZHANG Yong-he, ZHU Zhen-cai, DING Guo-peng. Adaptive integration method based on residual accumulating surface for event-based star sensors[J]. *Chinese Optics*, In press. doi: 10.3724/CO.2026-0105

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.3724/CO.2026-0105>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

干涉星敏传感器测角精度影响因素的研究

Influencing factors of angle measurement accuracy of an interferometer star tracker

中国光学 (中英文). 2023, 16(6): 1433 <https://doi.org/10.37188/CO.2022-0232>

DnCNN-RM: 基于残差网络的自适应合成孔径雷达图像去噪算法

DnCNN-RM: an adaptive SAR image denoising algorithm based on residual networks

中国光学 (中英文). 2025, 18(5): 1209 <https://doi.org/10.37188/CO.EN-2024-0028>

彩色投影仪光强自适应高动态范围三维测量方法

Color projector light intensity adaptive high dynamic range 3D measurement method

中国光学 (中英文). 2025, 18(5): 1219 <https://doi.org/10.37188/CO.EN-2024-0038>

光读出高精度惯性传感器残余气体噪声仿真研究

Simulation of residual gas noise in high-precision inertial sensors with optical readout

中国光学 (中英文). 2025, 18(3): 612 <https://doi.org/10.37188/CO.2024-0186>

基于单相机的空间目标相对位姿测量系统

Monocular camera-based relative position and orientation estimation system for space targets

中国光学 (中英文). 2025, 18(5): 1111 <https://doi.org/10.37188/CO.2025-0057>

基于残差网络的结肠内窥镜图像超分辨率重建方法

Super-resolution reconstruction for colorectal endoscopic images based on a residual network

中国光学 (中英文). 2023, 16(5): 1022 <https://doi.org/10.37188/CO.2022-0247>

文章编号 2097-1842(xxxx)x-0001-22

事件星敏感器残差累积表面自适应积分方法

李照雄^{1,2,3}, 韩世豪^{1,3}, 支 帅^{1,3}, 闫浩东^{1,3}, 张永合^{1,3}, 朱振才¹, 丁国鹏^{1,3*}

(1. 中国科学院微小卫星创新研究院, 上海 201304;

2. 中国科学院大学, 北京 100049;

3. 中国科学院卫星数字化技术重点实验室, 上海 201210)

摘要: 为提高事件星敏感器在高动态条件下的星点成像质量和质心提取精度, 解决传统固定时间积分容易产生星点拖尾、自适应时间积分图像发布频率不稳定以及二值事件积分图像缺少连续响应层次等问题, 本文提出一种事件星敏感器残差累积表面自适应积分方法。首先, 设计渐进式时空去噪方法, 采用空间域快速预处理与时空域聚类精化滤除背景噪声事件。接着, 通过星点椭圆形态特征分析动态调整积分事件数量, 提出固定发布频率与自适应事件数量相结合的积分策略, 在保证事件帧发布频率稳定的同时抑制星点拖尾。然后, 构建残差累积表面, 通过指数衰减递归机制对事件触发频率进行连续编码, 以形成由事件触发频率和时间新近性共同决定的相对伪灰度响应。最后, 采用分段线性映射将残差累积表面转换为伪灰度星图, 并通过高斯拟合完成亚像素质心定位。在真实星点事件流数据集上的实验表明, 在焦平面像移速度为 2272.7 pixel/s 时(20°视场、1024×1024 探测器配置下的像移等效角速度约为 44°/s), 本文方法平均质心提取误差约为 1.56 像素, 平均星对角距误差约为 3.35 角秒, 较固定 5 ms 积分方法分别降低 58.3% 与 19.1%, 且在焦平面像移速度 284–2273 pixel/s 的宽动态范围内均保持较高的质心提取精度。本文方法能有效抑制星点拖尾并形成可用于加权质心估计的星点伪灰度响应分布, 可为后续星图识别与姿态解算提供高精度星点质心信息。

关键词: 星敏感器; 事件相机; 高动态场景; 自适应积分; 质心提取

中图分类号: V448.2

文献标志码: A

doi: 10.3724/CO.2026-0105

CSTR: 32171.14.CO.2026-0105

Adaptive integration method based on residual accumulating surface for event-based star sensors

LI Zhao-xiong^{1,2,3}, HAN Shi-hao^{1,3}, ZHI Shuai^{1,3}, YAN Hao-dong^{1,3},

ZHANG Yong-he^{1,3}, ZHU Zhen-cai¹, DING Guo-peng^{1,3*}

(1. Innovation Academy for Microsatellites of Chinese Academy of Sciences, Shanghai 201304, China;

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

3. Key Laboratory for Satellite Digitalization Technology, Chinese Academy of Sciences, Shanghai 201210, China)

* Corresponding author, E-mail: dinggp@microsate.com

Abstract: To improve star spot imaging quality and centroid extraction accuracy of event-based star sensors under high-dynamic conditions, and to address the issues of star trailing caused by conventional fixed-time

收稿日期: 2026-06-15; 修订日期: xxxx-xx-xx

基金项目: “十四五”国家重点研发计划 (No. 2024YFB3909400); 国家重点研发计划 (No. 2021YFC2200602)

Supported by

integration, unstable image publication rate of adaptive-time integration, and the lack of continuous response levels in binary event-integrated images, this paper proposes a residual accumulating surface adaptive integration method for event-based star sensors. First, a progressive spatiotemporal denoising method is designed, which employs rapid spatial-domain preprocessing combined with spatiotemporal clustering refinement to suppress background noise events. Subsequently, an integration strategy combining a fixed publication rate with an adaptive event count is proposed, in which the number of integrated events is dynamically adjusted through elliptical morphology analysis of star spots, thereby suppressing star trailing while maintaining a stable event-frame publication rate. A residual accumulating surface is then constructed using an exponential-decay recursive mechanism to continuously encode the event-triggering frequency, thereby forming a relative pseudo-grayscale response jointly determined by the event-triggering frequency and temporal recency. Finally, the residual accumulating surface is converted into a pseudo-grayscale star image via piecewise linear mapping, and sub-pixel centroid localization is accomplished through Gaussian fitting. Experiments on a real star event stream dataset demonstrate that, under a focal-plane image-motion velocity of 2272.7 pixels/s (equivalent to approximately 44°/s for a configuration with a 20° field of view and a 1024 × 1024 detector), the proposed method achieves a mean centroid extraction error of approximately 1.56 pixels and a mean star-pair angular distance error of approximately 3.35 arcsec, representing reductions of 58.3% and 19.1%, respectively, compared to the fixed 5 ms integration method. High centroid extraction accuracy is consistently maintained across the wide dynamic range of focal-plane image-motion velocities from 284 to 2273 pixels/s. The proposed method effectively suppresses star trailing and forms a star-spot pseudo-grayscale response distribution suitable for weighted centroid estimation, providing high-precision star-spot centroids for subsequent star identification and attitude determination.

Key words: star sensor; event camera; high dynamic scene; adaptive integration; centroid extraction

1 引 言

星敏感器作为航天器姿态确定与控制系统的核心载荷,通过测量恒星在航天器坐标系下的指向来确定航天器姿态,是目前精度最高的姿态测量设备,具有无漂移、工作寿命长等优势^[1]。随着航天技术的不断发展,轨道机动、轨道转移和编队重构等高动态任务的频繁执行对星敏感器在高动态场景下的性能提出了更为严苛的要求^[2-3]。

传统星敏感器采用 CMOS 或 CCD 图像传感器,以固定曝光时间的帧模式成像。当航天器快速机动时,受传感器固定曝光时间和有限帧率的制约,星点成像会产生严重的运动模糊和拖尾,导致星图信噪比和星点质心提取精度显著下降,甚至造成姿态输出失效^[4-5]。根据噪声等效角公式,运动模糊导致的质心精度的下降以及有效星数的减少会直接传播至姿态确定误差^[6-7]。例如,在 8°/s 的角速度条件下,EMCCD 星敏感器的质心精度降低至约 0.8 个像素;在 5°/s 工况下,单视场

星敏感器的横轴噪声等效角可达 17.4 角秒^[3]。针对以上问题,传统星敏感器受限于图像敏感器的成像机制,需较长曝光时间以保障弱光信号的有效捕获,导致运动模糊现象难以消除。传统去模糊方法如维纳滤波^[8]、Richardson-Lucy 算法^[9]等虽然能在一定程度上改善图像质量,但存在算法复杂、易受噪声干扰等问题^[10],难以从技术架构上突破高动态场景下的性能限制。

事件相机(Event Camera)因其异步像素级亮度变化响应、微秒级时间分辨率及无运动模糊成像特性^[11-12],为突破传统帧模式星敏感器的性能瓶颈提供了新的技术思路,以事件相机作为核心探测器件的事件星敏感器(event-based star sensor)近年来受到广泛关注。Chin 等^[13-14]首次将事件相机应用于恒星跟踪,展现了其在姿态估计方面的潜力。曾思康等^[15]通过时空密度去噪和均值漂移实现 3°/s~10°/s 范围的星点提取;朱立华等^[16]设计了自适应积分时间曲面算法,通过椭圆函数特征参数拟合实现积分时间的在线调节,提高了事

件星敏传感器的动态检测能力。Ralph 等^[17]建立了最新一代事件相机的完整天体测量校准系统, 将 Gen 4 HD 事件相机的极限星等提升至 14.45 等, 为事件相机在星敏传感器领域的应用奠定了理论基础。

近年来, 事件相机在空间观测和星跟踪方向的研究进一步从原理验证走向真实场景数据集、弱目标测量和系统化星跟踪验证。Liu 等^[18]针对高动态弱空间目标事件测量问题, 提出事件数据提取方法, 并结合时空相关滤波和聚类实现弱目标质心提取, 表明事件相机在高动态空间目标检测中具有较好应用潜力。Bagchi 等^[19]发布了面向航天器抖动条件的事件星跟踪数据集 e-STURT, 通过压电执行器引入可控抖动, 提供了 200 组带真实抖动信息的星点事件序列, 为事件星敏传感器抖动估计与补偿算法研究提供了公开基准。Reed 等^[20]提出 EBS-EKF 事件星跟踪方法, 结合事件传感器电路特性建模和扩展卡尔曼滤波, 在真实夜空数据上与主动像素星敏传感器结果进行同步对比, 说明事件相机有望实现更高频率的星跟踪更新。除此之外, 事件相机也被应用于激光导星倾斜测量、太阳敏传感器、空间目标观测和在轨智能感知等方向^[21-22], 相关研究进一步表明, 事件视觉正在成为空间光学测量与航天器导航感知的重要发展方向。

尽管事件相机在星敏传感器应用中潜力显著, 但其输出的异步事件流与传统图像帧存在本质差异, 需要通过积分策略构建虚拟帧。其中, 积分时间的选择对事件星敏传感器的星点成像质量至关重要^[16]: 积分时间过短会导致虚拟帧中星点信号累积不足, 难以完整表达目标特征; 积分时间过长则会引入拖尾效应, 破坏星点形态并恶化星图识别性能。

现有积分方法以固定时间窗口积分^[13, 15, 17, 23]为主, 但其积分窗口固定, 无法适应不同动态条件, 在实际工况中无法预先获取动态条件, 难以针对各类场景设置统一的积分参数。朱立华等人提出的自适应时间窗口积分^[16]通过椭圆函数特征参数在线调节积分时间, 在不同动态条件下能有效抑制星点拖尾, 但该方法的输出时刻随动态条件变化而不确定, 难以为姿态解算系统提供稳定的数据更新频率。此外, 现有积分方法均只输出二值化图像, 缺少可用于加权质心估计的连续伪灰度响应层次, 降低了质心提取精度, 直接限制了

事件星敏传感器的整体性能。

针对事件星敏传感器在高动态条件下存在的积分图像发布频率不稳定、星点拖尾抑制不足和二值事件帧响应层次不足等问题, 本文围绕“稳定发布频率—动态事件选择—事件触发频率伪灰度编码”三个环节开展研究。与已有固定时间窗口积分和自适应时间窗口积分不同, 本文将自适应调节对象由积分时间窗口转化为回溯事件数量, 在积分图像固定发布频率约束下根据星点形态动态选择参与积分的事件集合, 从而兼顾后续处理对稳定数据更新频率的需求和不同动态条件下对拖尾抑制的需求。同时, 本文构建递归衰减残差累积表面, 将同一像素处连续事件的触发频率编码为伪灰度响应, 以形成星点相对伪灰度响应分布。

本文的主要贡献如下:

(1) 提出固定发布频率约束下的自适应回溯积分策略: 按固定时间间隔发布事件帧, 并在星点形态约束下选择合适数量的历史事件参与积分, 使事件星图在不同角速度下均保持较紧凑的星点形态。

(2) 建立递归衰减事件触发频率伪灰度编码模型: 将事件响应描述为带时间泄漏项的累积过程, 通过递归更新同一像素的历史事件贡献, 生成可用于响应加权质心提取的伪灰度星图。

(3) 设计面向星点事件流的渐进式时空去噪方法: 利用星点事件的空间聚集性和时空运动连续性, 先进行空间域快速预筛选, 再进行时空域运动一致性精化, 在抑制背景噪声的同时提高真实星点事件保留率。

(4) 在 6 个真实星场与 4 种角速度条件下开展系统实验评估: 在焦平面像移速度为 2272.7 pixel/s 时 (20°视场、1024×1024 探测器配置下的像移等效角速度约为 44°/s), 本文方法平均质心提取误差约为 1.56 像素, 平均星对角距误差约为 3.35 角秒, 较固定 5 ms 积分方法分别降低 58.3% 与 19.1%, 消融实验验证了自适应回溯积分与残差累积表面伪灰度重建对星点定位精度的贡献。

2 事件星敏传感器自适应积分方法

为解决传统帧模式星敏传感器在高动态条件下因运动模糊导致的星点拖尾与质心提取精度下降

问题, 针对事件相机输出异步稀疏事件流、无法直接套用现有星图处理算法的特点, 本文从事件流渐进式时空去噪入手, 通过提出固定发布频率

下的自适应事件数量积分策略, 构建了基于残差累积表面的事件星敏感器自适应积分算法, 算法具体框架如图 1 所示。

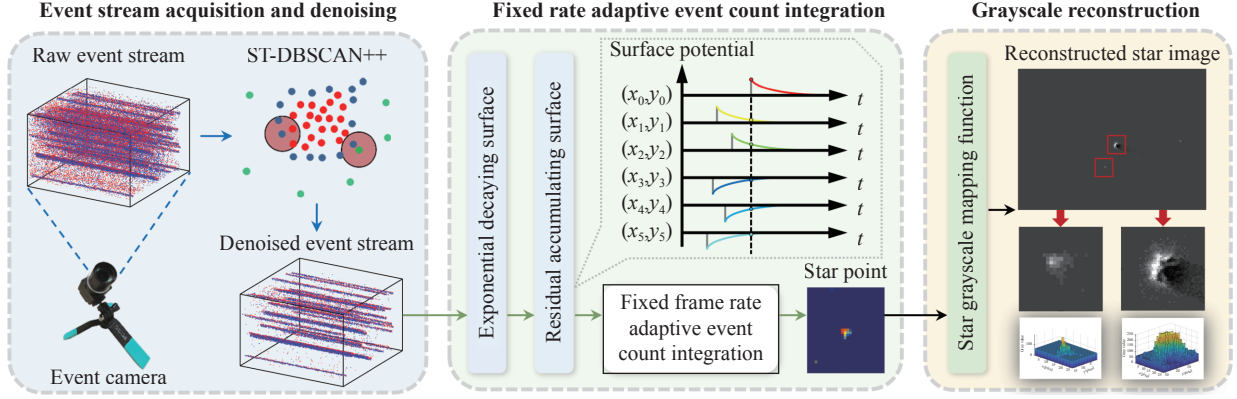


图 1 基于残差累积表面的事件星敏感器自适应积分算法框架图

Fig. 1 Algorithm framework of adaptive integration algorithm for event-based star sensor based on residual accumulating surface

2.1 基于事件相机的星敏感器成像原理

事件相机以像素为单位异步监测对数亮度变化。当某像素 x 的对数亮度强度变化超过阈值 c 时触发事件 $e_{t,x}$, 触发关系如图 2 所示。其极性 $p_{t,x}$ 存在正负两种情况, 满足以下公式:

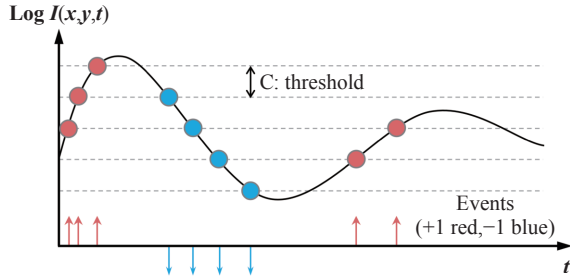


图 2 单个像素处事件触发示意图

Fig. 2 Schematic diagram of event triggering at a single pixel

$$p_{t,x} = \begin{cases} +1, & \text{if } \log \frac{L_t(x,y)}{L_{t-\Delta T}(x,y)} \geq c \\ -1, & \text{if } \log \frac{L_t(x,y)}{L_{t-\Delta T}(x,y)} \leq -c \end{cases}, \quad (1)$$

式中: 表示像素 (x,y) 在时刻 t 的亮度; ΔT 表示连续两个事件发生之间的时间差。

事件以四元组 $e_i = (x_i, y_i, t_i, p_i)$ 输出, 其中 i 表示事件触发序号, (x_i, y_i) 为像素坐标, t_i 为事件的时间戳(微秒精度), $p_i \in \{-1, +1\}$ 表示事件极性。与传统相机的全局同步曝光不同^[24], 事件相机的像素

级异步响应特性从根本上规避了运动模糊问题^[25]。

事件星敏感器与传统星敏感器的工作流程区别集中在星图采集与处理阶段, 如图 3 所示。事件相机输出的异步事件流必须先经过过去噪与积分成帧, 才能进入后续质心提取、星图识别和姿态解算环节^[26-27]。积分策略的设计直接决定了虚拟帧中星点的成像质量, 是制约事件星敏感器整体性能的核心环节。

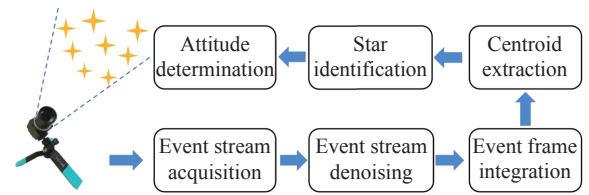


图 3 事件星敏感器工作流程

Fig. 3 Event-based Star sensor workflow

2.2 面向星点事件流的渐进式时空去噪

事件相机受热噪声、暗电流及外部电磁干扰等因素影响^[28]会产生大量在时空分布上呈孤立、随机分布的噪声事件, 而星点运动事件具有显著的时空连续性与局部高密度聚集特性。基于这一差异, 本文面向星点事件流的结构特征构建渐进式时空去噪流程。该流程由两个阶段构成: 第一阶段为空间域快速预筛选, 在空间维度上快速剔除孤立低密度事件, 压缩后续时空分析的候选事件规模; 第二阶段为时空域运动一致性精化

(2.2.2 节), 在滑动时间窗口内利用空间邻近性和时间连续性约束进一步剔除残留噪声, 保留具有连续轨迹特征的星点事件簇。

2.2.1 空间域快速预筛选

为获得具有统计意义的事件样本, 满足空间聚类的样本量要求, 同时保持足够的时间分辨率, 将事件流按 $\Delta t = 50\text{ms}$ 切分为时间片 $T_i = [t_{\min} + i \cdot \Delta t, t_{\min} + (i+1) \cdot \Delta t]$ 。为兼顾计算效率与空间覆盖完整性, 提出空间分层采样策略: 以 1280×720 分辨率的事件流为例, 为保证空间均匀性, 算法将图像空间划分为 32×32 的规则网格, 统计非空网格数量 N_{active} , 并设定目标采样总数 $N_{\text{target}} = 50000$ 以保留空间密度结构, 每个非空网格 j 的采样配额 Q_j 为:

$$Q_j = \left\lfloor \frac{N_{\text{target}}}{N_{\text{active}}} \right\rfloor + r_j, \quad (2)$$

式中: r_j 为余数分配项, 以保证总采样数恰好为 N_{target} : 前 $(N_{\text{target}} \bmod N_{\text{active}})$ 个网格 r_j 取 1, 其余取 0。对事件数不超过配额的稀疏网格保留全部事件, 超过配额的稠密网格按时间顺序均匀采样, 从而避免随机采样导致的稀疏区域星点特征丢失。

在采样后的事件集 X 上执行基于密度聚类思想的空间去噪, 并结合 KD 树邻域索引提高邻域查询效率^[29]。当事件点 s 的 ε 邻域内事件数不少于 minPts 时被判定为核心点:

$$\text{Card}(\{x' \in X \mid d_{\text{spatial}}(s, x') \leq \varepsilon\}) \geq \text{minPts}, \quad (3)$$

式中: $\text{Card}(\cdot)$ 表示集合的基数 (元素个数); d_{spatial} 为欧式空间距离; ε 为空间邻域半径, 本文设置 $\varepsilon = 6$, 约覆盖星点弥散斑 (2-3 像素) 的两倍范围; minPts 为密度阈值, 本文选取 $\text{minPts} = 10$ 以增强含噪数据下的可靠性。基于被识别的核心点进行簇的扩展可高效有效滤除明显的空间噪声。

2.2.2 时空域运动一致性精化

第二阶段在滑动时间窗口内, 基于事件的时空邻近性与时间连续性构建时空密度约束^[30], 实现事件流的运动一致性精化。本文设置滑动窗口为 100ms , 为时间片长度 Δt 的 2 倍, 用于覆盖相邻时间片之间的轨迹连续信息。

定义事件 $e_i = (x_i, y_i, t_i, p_i)$ 的时空邻域 $N_{st}(e_i)$ 为同时满足空间半径 ε_1 和时间半径 ε_2 约束的事件集合:

$$N_{st}(e_i) = \{e_j \mid d_{\text{spatial}}(e_i, e_j) \leq \varepsilon_1 \wedge d_{\text{temporal}}(e_i, e_j) \leq \varepsilon_2\}, \quad (4)$$

式中: 空间距离 d_{spatial} 与时间距离 d_{temporal} 分别定义为:

$$\begin{cases} d_{\text{spatial}}(e_i, e_j) = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2} \\ d_{\text{temporal}}(e_i, e_j) = |t_i - t_j| \end{cases}, \quad (5)$$

空间域预滤波中 $\varepsilon = 6\text{pixels}$, 本阶段设置 $\varepsilon_1 = 4\text{pixels}$ 以采用更严格的空间约束; 为与高角速度下的星点运动位移量匹配, 设置 $\varepsilon_2 = 8\text{ms}$ 。满足邻域密度条件 $N_{st}(e_i) \geq \text{min_samples}_{st}$ 的事件 e_i 被判定为时空核心点, 并通过密度可达关系扩展成簇。本阶段设置 $\text{min_samples}_{st} = 5$, 采用较宽松的密度阈值减少信号误删。

为保证计算效率, 邻域查询通过 64×64 的空间网格索引进行加速, 仅在事件所在网格及其八邻域中搜索, 从而将查询复杂度降至近似常数时间, 最终保留具有连续运动特征的星点事件簇。

2.2.3 局部统计去噪评价

由于缺乏像素级的噪声真值, 本文采用基于局部时空统计的无真值估算方法^[31] 评价去噪性能。该方法假设在同一观测时间内, 像面内的背景噪声分布在空间上具有均匀性。如图 4 所示, 在原始星点事件流 E_{raw} 中选取 3 个无目标背景噪声区域 $\Omega_m (m = 1, 2, 3)$ 和 3 个含星点目标的区域 $\Omega_{r,n} (n = 1, 2, 3)$, 二者具有相同的时空尺寸。基于噪声空间均匀分布的假设, 可通过背景区域 Ω_m 的事件统计来估算星点目标区域 $\Omega_{r,n} (n = 1, 2, 3)$ 中的噪声水平。

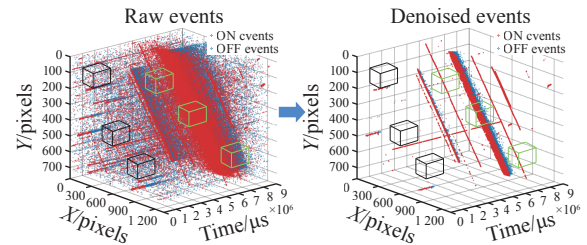


图 4 去噪效果评价区域选择机制。黑色长方体框选的区域为背景噪声区域, 绿色长方体框选的区域为星点目标区域

Fig. 4 Denoising effect evaluation region selection mechanism. The area selected by the black cuboid is the background noise area, and the area selected by the green cuboid is the star target area

定义背景噪声基准值 $\bar{N}_{\text{noise}}$ 为选取的背景噪

声区域 Ω_m 的噪声基准:

$$\bar{N}_{noise} = \frac{1}{3} \sum_{m=1}^3 \iiint_{\Omega_m} \delta(e) dx dy dt, \quad (6)$$

式中: $\delta(e) = \delta(x - x_i, y - y_i, t - t_i)$ 为狄拉克脉冲函数, 表示离散事件在时空域的积分计数。

定义有效事件估算值 $\bar{N}_{real}$ 为 3 个星点目标区域内的平均有效事件数。该值由 3 个区域的平均事件总数减去背景噪声基准值得到:

$$\bar{N}_{real} = \frac{1}{3} \sum_{n=1}^3 \iiint_{\Omega_{rn}} \delta(e) dx dy dt - \bar{N}_{noise}, \quad (7)$$

基于上述估算基准, 本文采用去噪率 (Denoising Event Rate, DER)、有效事件保留率 (Saving Real Event Rate, SRR) 和综合指标事件去噪能力 (Denoising Event Ability, DEA) 评价去噪算法表现。

DER 用于衡量背景噪声区域中被滤除的事件比例:

$$DER = \frac{N_{removed, noise}}{\bar{N}_{noise}} = \frac{\bar{N}_{noise} - \bar{N}'_{noise}}{\bar{N}_{noise}}, \quad (8)$$

式中: $\bar{N}'_{noise}$ 为去噪后背景区域 Ω_m 内剩余事件的平均值。DER 值越大, 表明背景噪声抑制越充分。

SRR 用于衡量去噪后目标区域中真实星点事件的保留比例:

$$SRR = \frac{\bar{N}_{sr}}{\bar{N}_{real}} = \frac{\frac{1}{3} \sum_{n=1}^3 \iiint_{\Omega_{rn}} \delta(e) dx dy dt - \bar{N}'_{noise}}{\bar{N}_{real}}, \quad (9)$$

式中: N_{sr} 为去噪后估算的剩余有效事件数 (即去噪后目标区域总事件数减去残留的背景噪声 $\bar{N}'_{noise}$)。SRR 值越大, 表明算法对运动星点信号的保护能力越强。

DEA 综合 DER 和 SRR: $DEA = DER + SRR$, 用于同时评价噪声抑制与信号保真, DEA 值越大, 表明算法的综合去噪性能越好。

2.3 固定发布频率下的自适应事件积分与事件触发频率伪灰度编码

本节针对事件星敏感器积分成帧中的两个核心问题展开讨论: 其一, 事件帧须按固定发布频率输出, 以满足后续星图识别与姿态解算对数据更新时序的约束; 其二, 现有事件计数或二值化积分

方式难以形成连续的伪灰度响应层次, 制约了强度加权质心提取的精度上界。为此, 本文构建固定发布频率下的自适应事件数量积分与事件触发频率伪灰度编码相结合的处理框架: 在积分维度, 以固定时间间隔发布事件帧, 并通过星点形态约束动态确定每帧回溯的事件数量; 在伪灰度编码维度, 通过递归衰减机制累积同一像素处的事件触发频率信息, 生成反映相对事件响应层次的伪灰度星图。

2.3.1 递归衰减事件触发频率伪灰度编码模型

传统事件积分方法采用事件计数或二值化投影方式^[17], 将时间窗口内是否存在事件作为像素响应依据。该方式虽能形成星点区域, 但忽略了同一像素处事件触发频率的差异, 难以形成连续的伪灰度响应层次。对于运动星点而言, 星点中心区域的亮度变化更集中, 事件触发更频繁; 星点边缘区域事件触发相对稀疏。因此, 若能够在积分过程中保留同一像素处连续事件的历史贡献, 则可形成适合响应加权质心估计的相对伪灰度分布。受像面运动、触发阈值及传感器噪声等因素影响, 事件触发频率与真实辐射亮度之间不存在直接映射关系, 所形成的分布仅表征事件响应的伪灰度层次。

为此, 本文引入带时间泄漏项的事件响应状态方程描述像素响应的演化过程。对于像素位置 $\mathbf{u} = (x, y)$, 定义其事件响应状态为 $A(\mathbf{u}, t)$ 。在无事件触发时, 历史响应随时间常数 τ 指数衰减; 当该像素在 t_i 时刻触发极性为 p_i 的事件时, 响应状态发生瞬时增量。该过程可表示为:

$$\frac{dA(\mathbf{u}, t)}{dt} = -\frac{1}{\tau} A(\mathbf{u}, t) + \sum_i p_i \delta(t - t_i), \mathbf{u}_i = \mathbf{u}, \quad (10)$$

式中, τ 为时间常数, 用于控制历史事件贡献的保留时间; $\delta(\cdot)$ 为狄拉克函数; $\mathbf{u}_i$ 为第 i 个事件的像素坐标。事件响应状态可被理解为事件域中的泄漏积分器: 历史事件贡献随时间逐渐衰减, 新事件则对当前像素响应进行补充。

为在离散事件流中实现上述响应过程, 首先定义函数 P_e 和 T_e 分别将事件的极性与时间戳映射到事件的空间坐标:

$$\begin{aligned} P_e: \mathbb{R}^2 &\rightarrow \{-1, +1\}, \mathbf{u}: p = P_e(\mathbf{u}) \\ T_e: \mathbb{R}^2 &\rightarrow \mathbb{R}, \mathbf{u}: t = T_e(\mathbf{u}) \end{aligned}, \quad (11)$$

式中: $\mathbf{u} = (x, y)$ 为事件发生的像素坐标; p 为该事件的极性, 若该像素处无事件发生, 其 p 值为 0; t 为该事件的时间戳。

基于上述定义, 本文首先定义事件指数衰减表面 (Exponential Decaying Surface), 用于描述单个事件在任意参考时刻对其所在像素的贡献强度。该表面的核心思想是: 事件触发后, 其对像素响应的影响随时间间隔呈指数衰减, 越近的事件权重越高。事件指数衰减表面在指定像素 $L_t(x, y)$ 和时刻的取值定义为:

$$\Gamma_e(\mathbf{u}, t) = \begin{cases} P_e(\mathbf{u}) \cdot e^{\left(\frac{T_e(\mathbf{u}) - t}{\tau}\right)}, & T_e(\mathbf{u}) \leq t \\ 0, & T_e(\mathbf{u}) > t \end{cases}, \quad (12)$$

式中: $P_e(\mathbf{u}) \in \{-1, +1\}$ 为像素坐标 $\mathbf{u} = (x, y)$ 处事件的极性; $T_e(\mathbf{u})$ 为该像素位置最近一次事件的时间戳; τ 为时间常数, 控制事件对表面产生影响的持续时间。

指数衰减表面确保了只有在当前时间之前发生的事件才对当前帧产生贡献, 且贡献强度随时间间隔衰减, 生成过程如图 5 所示。

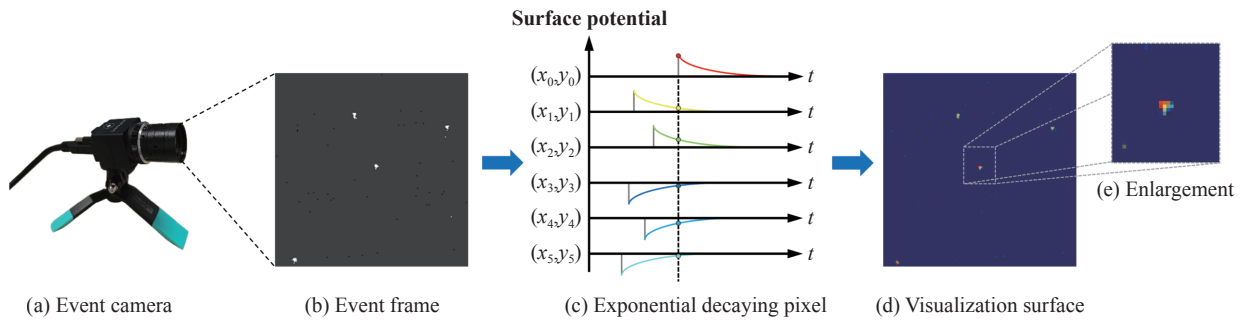


图 5 指数衰减表面生成过程示意图

Fig. 5 Schematic diagram of the exponential decaying surface generation process

单纯的指数衰减表面仅考虑每个像素位置最近一次事件的贡献, 无法有效反映星点内部的事件触发频率响应差异。为此, 本文提出基于递归累积机制的残差累积表面 (Residual Accumulating Surface, RAS) 构建方法, 对同一像素位置的连续事件, 将历史事件的贡献以指数衰减的形式传递至当前事件时刻, 并与当前事件极性叠加后再次衰减至参考时刻, 从而对事件触发频率信息进行有效编码。

具体而言, 对于按时间顺序排列的事件序列 $\{e_1, e_2, \dots, e_n\}$, 当处理第 i 个事件 $e_i = (x_i, y_i, t_i, p_i)$ 时, 首先计算该像素位置从上一次事件触发时刻 $t_{i-1}^{(u)}$ 到当前事件时刻 t_i 的时间衰减因子, 然后将历史累积值衰减后与当前事件极性叠加。递归更新公式定义为:

$$\Phi_e(\mathbf{u}, t_i) = \left(\Phi_e(\mathbf{u}, t_{i-1}^{(u)}) + P_e(\mathbf{u}) \right) \cdot e^{-\frac{t_{i-1}^{(u)} - t_i}{\tau}}, \quad (13)$$

式中: $\Phi_e(\mathbf{u}, t_i)$ 表示像素 $\mathbf{u}$ 在处理完第 i 个事件后的累积表面值; $t_{i-1}^{(u)}$ 为该像素位置上一次事件的时间戳; τ 为时间常数, 单位为 us, 取 $\tau = 1 \times 10^4$, 使事件贡献在 $3\tau = 30\text{ms}$ 后衰减至 5%, 与星点穿越

弥散斑的时间尺度匹配; $P_e(\mathbf{u}) \in \{-1, +1\}$ 为当前事件的极性值。若该像素位置首次触发事件, 则 $\Phi_e(\mathbf{u}, t_{i-1}^{(u)}) = 0$ 。

在帧发布时刻 t_{frame} , 需要将各像素的累积值统一衰减至当前发布时刻以保证时间一致性。对于每个被触发过的像素位置 $\mathbf{u}$, 其最终的残差累积表面值为:

$$\Phi_e(\mathbf{u}, t_{frame}) = \Phi_e(\mathbf{u}, t_{last}^{(u)}) \cdot e^{-\frac{t_{frame} - t_{last}^{(u)}}{\tau}}, \quad (14)$$

式中: $t_{last}^{(u)}$ 为像素 $\mathbf{u}$ 最后一次事件触发的时间戳。该步骤确保了距离当前帧时刻越远的事件贡献越小, 形成自然的时间衰减效果。

为适应实际星敏传感器系统的离散处理需求, 连续事件流被划分为一系列固定时间间隔 Δt 的切片序列。对于第 k 个处理时刻 t_k , 输入事件集被限定为当前时间窗口内的新事件, 即 $\mathcal{E}_k = \{e_i \mid t_{k-1} < t_i \leq t_k\}$ 。

2.3.2 固定发布频率下的自适应事件数量积分策略

为兼顾事件星图发布频率稳定性与高动态场景下的星点拖尾抑制能力, 本文提出形态约束自

适应回溯积分策略。与自适应时间窗口积分方法不同,本文按固定时间间隔 Δt_f 发布事件帧,并在每个发布时刻根据星点形态特征自适应确定回溯事件数量。固定发布时刻仅表征事件帧的输出时刻,与各帧对应的积分窗口及有效测量时刻不存在固定对应关系。该策略的核心思想是:在保持发布频率固定的前提下,以星点形态可识别性为约束,尽可能保留更多历史事件,从而在弱星信号累积和高动态拖尾抑制之间取得平衡。

设事件帧的发布时刻为 t_k ,其中 $t_k = t_0 + k\Delta t_f$, Δt_f 为固定发布间隔,本文实验中设置 $\Delta t_f = 50ms$,对应默认发布帧率为 20 Hz。在时刻 t_k 发布事件帧时,首先在事件流中确定时间戳不超过 t_k 的最后一个事件索引 $j(t_k)$,然后从该事件开始向前回溯 $N(k)$ 个事件,形成当前帧的事件时空切片 S_k 。如图 6 所示,事件时空切片 S_k 定义为事件集合:

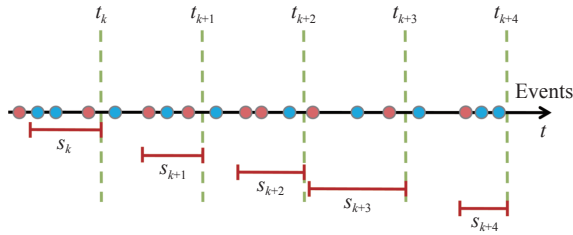


图 6 自适应事件时空切片选择机制。图中的红点为极性为+1的事件,蓝点为极性为-1的事件,绿色虚线为标准帧的采样时间戳。红色线段界定了被选取的事件时空区域。每个切片的事件数量会自动适应运动速率,本示例中 S_k 至 S_{k+4} 的各切片均包含 3 个事件。

Fig. 6 Adaptive event spatiotemporal slice selection mechanism. In the diagram, red dots represent events with a polarity of +1, blue dots represent events with a polarity of -1, and the green dashed line represents the sampling timestamp of the standard frame. The red line segment defines the selected event spatiotemporal region. The number of events in each slice automatically adapts to the motion rate; in this example, each slice from S_k to S_{k+4} contains 3 events.

$$S_k = \{e_{j(t_k)-N(k)+1}, \dots, e_{j(t_k)}\} \quad (15)$$

式中: $j(t_k)$ 为时间戳 $t_j < t_k$ 的最后一个事件的索引; $N(k)$ 为自适应确定的回溯事件数量。

固定时间窗口积分中,积分时间过短会导致弱星事件数量不足,积分时间过长则会在高动态

条件下引入明显拖尾。本文将该矛盾转化为固定发布时刻下的回溯事件数量选择问题,即在星点形态不发生明显拖尾的约束下,选择尽可能大的事件数量参与积分。该目标可表示为:

$$N_k^* = \max_{N \in [N_{\min}, N_{\max}]} N \quad \text{s.t. } \eta(N) \geq R_v, \gamma_{\min} \leq \gamma(N) \leq \gamma_{\max} \quad (16)$$

式中, γ 为星点椭圆程度评价指标, R_v 为有效星点比例阈值。

在理想静态条件下,星点目标在事件虚拟帧中呈近圆形分布,高动态下因运动模糊将呈椭圆形拖尾。为量化星点的形态偏离程度。本文基于主成分分析构建椭圆形态评价指标 γ ,将星点区域像素的空间分散特征压缩为单一标量,用于判断当前积分事件数量是否会导致明显的运动拖尾。具体而言,首先基于构建的残差累积表面,采用自适应阈值分割方法进行星点检测,其中阈值设定为正值像素灰度分布的 85% 分位数;随后通过连通域分析提取候选星点区域。对于每个检测到的星点区域,对其像素点集计算均值坐标,并完成中心化处理,得到中心化点集 $(\tilde{x}_i, \tilde{y}_i)$,构建 2×2 协方差矩阵 C 并求其特征值 λ_1 和 λ_2 ($\lambda_1 \geq \lambda_2$):

$$C = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n \begin{bmatrix} \tilde{x}_i \\ \tilde{y}_i \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \tilde{x}_i & \tilde{y}_i \end{bmatrix} \quad (17)$$

求解的两个特征值分别对应星点在运动主成分方向和次成分方向的方差。定义椭圆形状评价指标 $\gamma = \lambda_1/\lambda_2$,用于表征星点的椭圆程度,理想情况下星点 $\gamma \approx 1$,运动拖尾则会使 γ 值显著增大。设定星点形态约束区间 $\gamma \in [\gamma_{\min}, \gamma_{\max}]$,当满足该约束的有效星点比例 η 低于阈值 $R_v = 0.8$ 时,算法从最大事件数 N_{MAX} 开始,以步长 L 递减,并在每次迭代中重建残差累积表面并计算有效星点比例,直到满足 $\eta \geq R_v$ 或达到最小事件数 N_{MIN} 时停止。

本文中, γ 值的范围设为 $[1.0, 1.5]$,下界 1.0 对应理想圆形星点,上界 1.5 对应长短轴比不超过 1.22,用于抑制明显拖尾星点进入后续质心提取。为保证计算实时性与星点形态可识别性,设置最大事件数 $N_{MAX} = 3000$,最小事件数选取 $N_{MIN} = 500$ 。选取步长 $L = 200$ 以兼顾搜索精度与效率。为降低开销,每隔 2 帧执行一次完整自适应分析,其余帧沿用上一帧的最优事件数。

2.3.3 残差累积表面伪灰度映射

自适应积分完成后, 需要将残差累积表面映射为伪灰度图像。该映射仅用于构造质心估计的连续权重, 不对应绝对或相对辐射亮度。本本文中映射策略的设计基于以下考虑。在归一化边界的确定上, 采用百分位数截断(正值取 95%、负值取 5% 分位)而非极值归一化, 以抑制热像素或孤立极端触发对灰度范围的过度拉伸, 增强对异常值的鲁棒性。在极性处理上, 正、负事件分别表示局部对数亮度的增加与降低, 并被映射至背景伪灰度基准值 G_{bg} 的两侧, 使图像反映变化方向而非场景亮度值。在动态范围分配上, 由于星点产生的正事件是质心提取的主要信号源, 为其分配更宽的伪灰度动态范围以保留连续响应层次, 本文设定 $G_{bg} = 64$, 使正事件映射区间 $[64, 255]$ 大于负事件映射区间 $[0, 64]$ 。

设积分表面的正值集合 $\mathcal{P} = \{u: \Phi_e(u, t) > 0\}$ 和负值集合 $\mathcal{N} = \{u: \Phi_e(u, t) < 0\}$, 取正值上界 $\Phi_{max} = \text{percentile}(\{\Phi_e(u, t): u \in \mathcal{P}\}, 95)$ 与负值下界 $\Phi_{min} = \text{percentile}(\{\Phi_e(u, t): u \in \mathcal{N}\}, 5)$, 伪灰度映射采用三段式分段线性映射策略:

$$G(u) = \begin{cases} G_{bg} + \frac{\min(\Phi_e(u, t), \Phi_{max})}{\Phi_{max}} \cdot (255 - G_{bg}), & \text{if } \Phi_e(u, t) > 0 \\ G_{bg} \cdot \left(1 - \frac{\max(\Phi_e(u, t), \Phi_{min})}{\Phi_{min}}\right), & \text{if } \Phi_e(u, t) < 0 \\ G_{bg}, & \text{if } \Phi_e(u, t) = 0 \end{cases}, \quad (18)$$

式中: $G_{bg} = 64$ 为背景伪灰度基准值。该映射策略将正累积值映射至 $[G_{bg}, 255]$ 区间, 负累积值映射至 $[0, G_{bg}]$ 区间, 零值区域保持背景伪灰度, 由此得到反映事件触发频率相对响应层次的伪灰度星图。

3 实验与分析

3.1 实验平台与数据集

采用西悉尼大学^[17]发布的 Event-Based Space Imaging Slew Speed Dataset 作为基准测试集。该数据集由 Officina Stellare RH200 望远镜(焦距 600mm)配合 Prophesee Gen 4 HD 事件相机(1280×720)采集, 包含 12 个高密度星场, 覆盖 1°/s (2400% 恒星速率)至 0.00048°/s 的角速度观测区间。本文以中心天体视星等为筛选依据, 选取其中 6 个中心星较亮的星场(表 1), 并选取最高 4 档角速度(1°/s、0.5°/s、0.25°/s 和 0.125°/s), 对应的焦平面像移速度范围为 284 ~ 2272.7 pixel/s。由于选用数据集采用长焦窄视场望远镜(像元角分辨率 1.67 arcsec/pixel, FOV≈0.6°), 其角分辨率远高于常见工程星敏传感器(典型配置: 20°视场、1024×1024 探测器, 像元角分辨率约 70 arcsec/pixel)。基于像元角分辨率, 可将焦平面像移速度换算为给定探测器配置下的等效角速度。对于 20°视场、1024×1024 探测器的典型星敏传感器配置, 其像元角分辨率约为 70 arcsec/pixel, 上述 4 档焦平面像移速度所对应的等效角速度分别约为 44.4°/s、22.2°/s、11.1°/s 和 5.6°/s。上述等效换算的适用范围限于焦平面像移的几何对应关系, 未考虑光学成像质量、探测灵敏度、噪声特性、星点识别、姿态解算及系统实时性等因素, 所得等效角速度不表征完整工程星敏传感器在相应动态条件下的系统级性能。本文在 6 个星场和 4 种角速度组合下各截取 1 段持续时间为 10 s 的观测序列, 共形成 24 组测试数据, 背景噪声率跨越约 35 倍(0.004~0.15 events/pixel/s)。

表 1 观测星场的天体测量属性

Tab. 1 Astrometric Properties of the Observed Star Fields

Field ID	Field Center		Central Source	HIP ID	Magnitude
	RA(deg)	Dec(deg)			
0	95.987926	-52.695660	Canopus	30438	-0.74
1	114.825500	5.224993	Procyon	37279	0.34
2	191.930378	-59.688764	Mimosa	62434	1.25
3	125.628542	-59.509483	Avior	41037	1.86
4	182.103152	-24.728782	Alchiba	59199	4.02
5	144.302803	6.835782	10 Leo	47205	5.00

3.2 星点事件保留与去噪效率

本节验证渐进式时空去噪流程对星点真实事件的保留能力与计算效率。去噪模块的设计目标在于抑制背景噪声的同时最大程度保持星点运动轨迹的完整性,而非单纯提升事件删除比例,故实验以有效事件保留率、综合去噪能力及处理耗时为核心评估指标。对比方法选取单层时空滤波器(1-Stage STF^[15])与级联时空滤波器(Cascaded STF^[31]),分别对应单次局部时空筛选与多级时空筛选两类策略。图7展示了不同角速度下三种方法的去噪效果可视化结果。如图所示,原始事件

流中背景噪声呈随机离散分布,而星点信号沿运动方向形成连续、密集的时空轨迹。单层时空滤波器和级联滤波器虽能滤除大部分离散背景噪声,但容易将星点轨迹边缘或局部稀疏的真实事件误判为噪声,导致去噪后轨迹出现断裂和稀疏化,削弱了星点事件的时空完整性。相比之下,本文算法先通过空间域快速预处理剔除孤立噪声,再利用时空域聚类精化保留具有运动连续性的事件簇,因此在抑制背景噪声的同时,能够更完整地保持星点运动轨迹,展现出更优的信号结构保持能力。

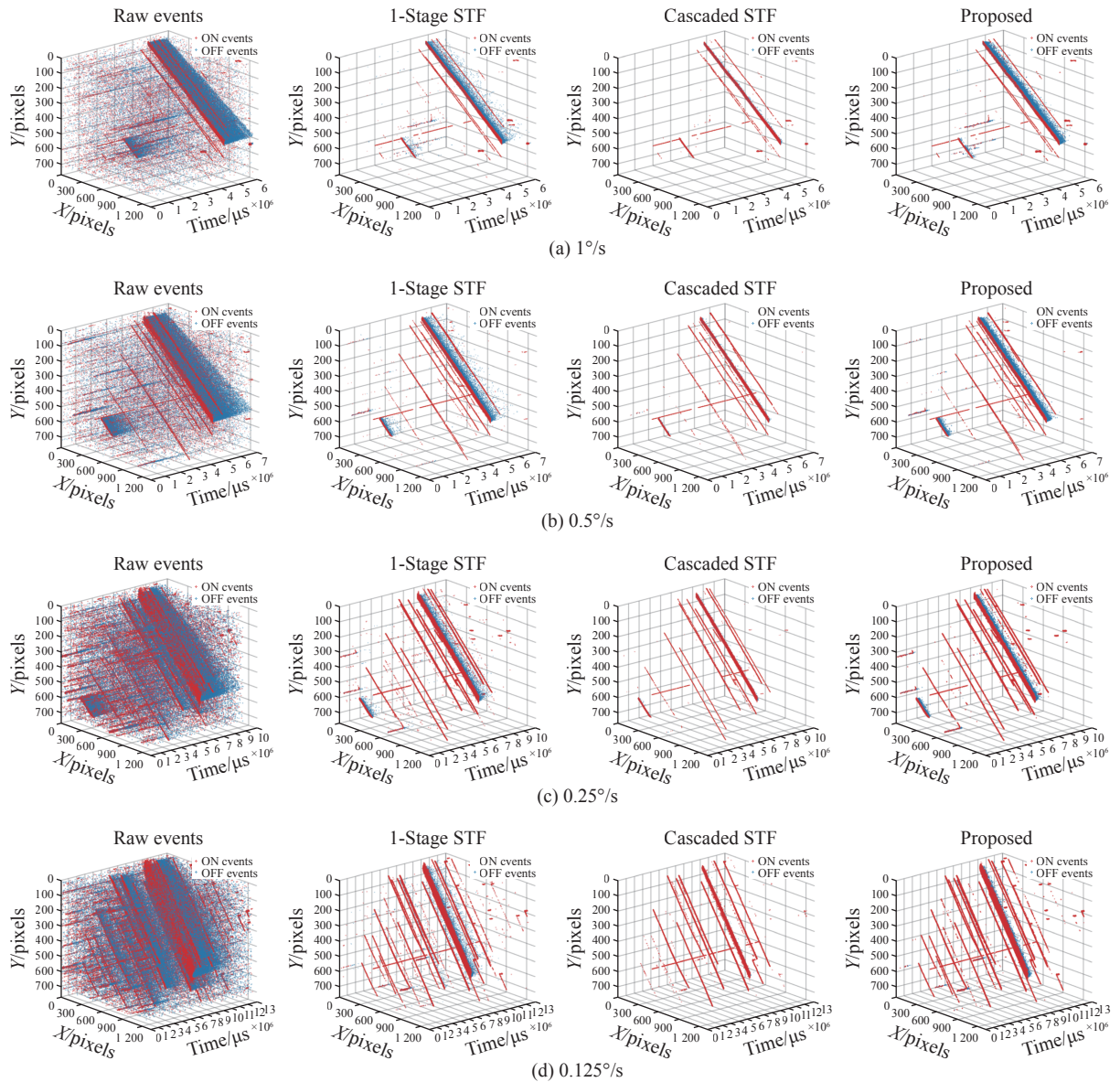


图7 去噪效果对比图

Fig. 7 Comparison of noise reduction effects

表2进一步列出了各算法在不同角速度下的

定量评估指标。实验结果表明,各方法的DER指

标均为 1, 说明在本文的噪声条件下(背景噪声率约 0.004~0.15 events/pixel/s), 所有方法均可实现完全的背景噪声滤除。因此, 各方法的性能差异主要体现在 SRR 上, 即在去噪的同时对星点信号事件的保留能力。本文算法在四种角速度下的 SRR 分别达到 0.8216、0.9357、0.8439 和 0.6967, 平均 SRR 相较单层时空滤波器和级联时空滤波器分别提高约 17.87% 和 9.23%。高动态场景下,

星点轨迹受高速运动影响更容易出现局部密度不均现象, 传统时空滤波方法采用固定邻域阈值逐事件判定, 当星点轨迹出现局部密度不均时容易发生过度滤波。本文方法通过空间域预筛选先压缩候选事件规模, 再利用时空域聚类保留运动连续性事件簇, 两阶段协同作用使得在噪声抑制与信号保真之间取得了更优平衡。

表 2 算法去噪效果评估结果

Tab. 2 Algorithm denoising performance evaluation results

ω (°/s)	Raw Events	Method	Reduction (%)	DER $\uparrow$	SRR $\uparrow$	DEA $\uparrow$	Time (s) $\downarrow$
1.0	~550K	1-Stage STF	37.65	1	0.7215	1.7215	3.23
		Cascaded STF	39.49	1	0.7391	1.7391	6.79
		Proposed	27.61	1	0.8216	1.8216	1.74
0.5	~780K	1-Stage STF	34.43	1	0.8366	1.8366	4.22
		Cascaded STF	41.26	1	0.8796	1.8796	11.45
		Proposed	25.04	1	0.9357	1.9357	2.12
0.25	~1.15M	1-Stage STF	34.19	1	0.6959	1.6959	6.00
		Cascaded STF	41.12	1	0.7724	1.7724	13.68
		Proposed	25.44	1	0.8439	1.8439	2.72
0.125	~1.71M	1-Stage STF	36.70	1	0.5596	1.5596	9.21
		Cascaded STF	44.92	1	0.6327	1.6327	22.95
		Proposed	25.29	1	0.6967	1.6967	3.82

计算效率方面, 本文算法在四种角速度下的处理耗时为 1.74~3.82s, 明显低于单层时空滤波器和级联时空滤波器, 平均耗时较两种方法分别降低约 53.02% 和 79.83%, 这是由于第一阶段空间域预筛选有效压缩了待处理事件规模, 第二阶段仅对候选事件进行时空聚类精化, 避免了对全量事件进行逐点邻域搜索带来的计算负担。实验结果表明, 本文去噪算法在确保去噪精度和信号完整性的前提下, 兼具较低的时间复杂度, 更适合高动态星敏感器的实时处理需求。

3.3 积分性能与伪灰度重建消融验证

本节从质心提取精度和星对角距误差两方面评估本文算法的自适应积分性能, 并与传统固定时间窗口积分方法及椭圆拟合积分方法进行对比实验。详细对比算法设置如下: (1) 固定时间窗口积分方法, 参照文献^[18]所述星敏传感器典型曝光参数, 积分时间分别选取 5ms、10ms 和 20ms; (2) 基

于椭圆拟合^[16]的自适应积分方法(Ellipse Fitting); (3) 未引入 RAS 伪灰度重建的本文方法消融变体(Ours'); (4) 完整本文方法(Ours)。实验中, 完整本文方法及其消融变体均以 20 Hz 固定发布频率输出事件星图, 即相邻发布时刻间隔为 50 ms, 发布间隔不约束各帧的实际积分窗口或有效测量时刻。

图 8 对比了四种角速度条件下各方法的星点成像效果。如图所示, 固定时间窗口积分在高动态条件下随积分时间增加出现明显拖尾; 椭圆拟合积分能够根据星点形态调节积分参数, 可一定程度缓解拖尾现象, 但在 1°/s 和 0.5°/s 下仍存在明显星点形变。并且其发布时刻不具备严格周期性, 二值化的事件表达也会限制后续质心提取精度。相比之下, 本文提出的完整方法在固定事件星图发布频率下通过形态约束选择回溯事件数量, 在所有角速度下均保持最短拖尾, 且星点成像始终保持近似圆形的紧凑分布状态, 验证了固定

发布频率下的自适应事件数量积分策略在宽动态 范围内对星点拖尾的抑制能力。

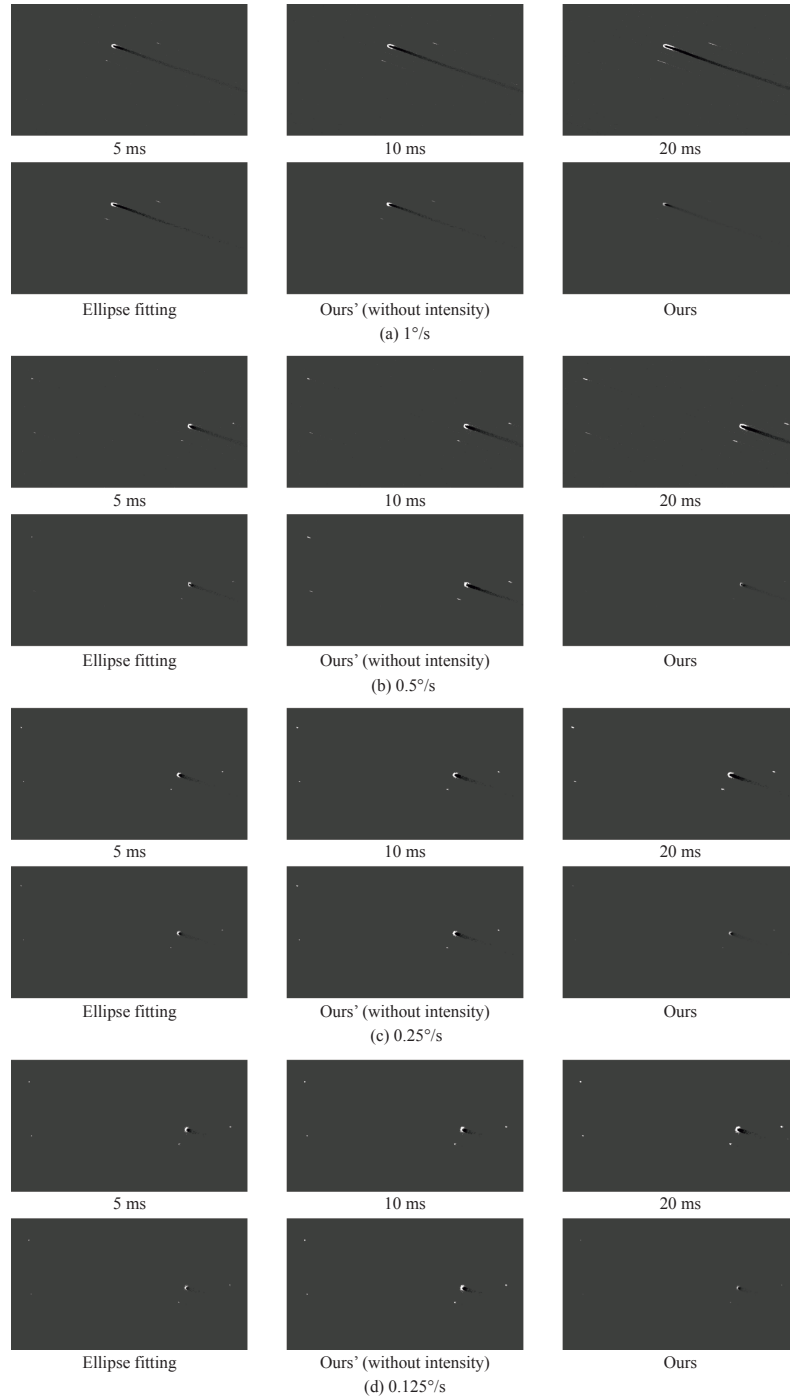


图 8 不同积分方法在不同角速度下的星点成像效果对比

Fig. 8 Comparison of star imaging effects of different integration methods at different angular velocities

图 9 进一步验证了残差累积表面对事件触发频率进行伪灰度编码后的空间响应分布, 该结果不代表辐射定标意义上的真实亮度恢复。对于事件响应较强的较亮星点, 本文方法在四种角速度下均可形成对称、集中的圆形高斯型伪灰度分布; 对于事件响应较弱的暗弱星点目标, $1^\circ/\text{s}$ 高动

态下因触发事件数量受限且短时分布稀疏, 伪灰度重建质量受到影响, 但在 $0.5^\circ/\text{s}$ 及以下条件下, 积分时间窗口内可用事件增多, 事件响应较弱的暗弱星点同样可形成具有圆形高斯特征的伪灰度分布, 表明残差累积表面算法对不同事件响应水平的星点具备良好适应性。

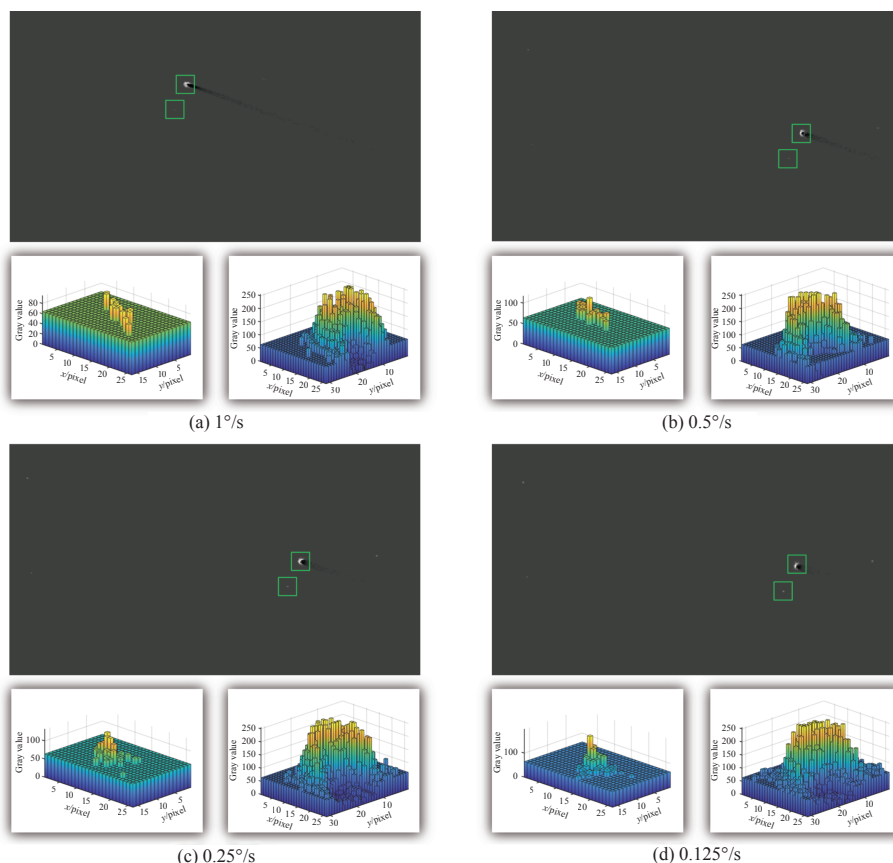


图9 本文算法在不同角速度下生成的星点伪灰度响应分布。(a) $1^\circ/\text{s}$; (b) $0.5^\circ/\text{s}$; (c) $0.25^\circ/\text{s}$; (d) $0.125^\circ/\text{s}$ 。每组中左侧为低事件响应的暗弱星点, 右侧为高事件响应的较亮星点

Fig. 9 Pseudo-grayscale response distributions of star spots generated by the proposed algorithm at different angular velocities. (a) $1^\circ/\text{s}$; (b) $0.5^\circ/\text{s}$; (c) $0.25^\circ/\text{s}$; (d) $0.125^\circ/\text{s}$. In each group, the left panel shows a dim star with a low event response, whereas the right panel shows a relatively bright star with a high event response.

为进一步验证算法误差, 计算本文方法与对比方法的质心提取精度, 选取表1中6个星场的观测数据, 每个星场在4种角速度下分别提取15张不同输出时刻的星图作为测试样本。为减小质心提取算法差异对积分策略比较的影响, 本文根据事件星图的数据表征形式和实验目的设置了两个层级的质心精度评估。第一层用于比较不同积分策略。固定时间窗口积分(5、10和20 ms)、椭圆拟合积分及Ours'均输出不含连续强度信息的二值事件星图, 并统一采用文献^[18]所述的密度聚类算法进行亚像素质心提取。该组实验在质心提取流程一致的前提下比较不同积分策略, 其性能差异主要反映事件积分方式对星点定位精度的影响。第二层用于比较本文完整方法Ours与其变体Ours'。Ours在Ours'的基础上进一步构建残差累积表面伪灰度星图, 通过连续编码事件触发频率形成星点内部的伪灰度梯度, 并

采用与该数据表征相匹配的强度加权高斯拟合方法^[32]进行质心定位。强度加权高斯拟合方法依赖峰值像素及其 3×3 邻域内的强度变化估计亚像素中心, 固定时间窗口积分、椭圆拟合积分与Ours'积分方法形成的二值事件星图中, 所有前景像素具有相同强度, 不具备高斯拟合所需的连续强度梯度, 因而仍采用更适合二值空间分布的密度聚类算法。由此, Ours'与传统积分方法之间的比较用于评价积分策略的影响, Ours'与Ours之间的比较则用于评价RAS伪灰度重建及其配套质心定位流程的总体作用。

为构建星点理论位置参考, 本文首先根据数据集记录的望远镜指向信息和观测时间戳, 将各输出星图与相应视场方向及观测时刻一一对应。随后将星图中检测到的星点像素坐标输入Astrometry.net天体测量平台^[32], 采用由Tycho-2星表^[33]和Gaia DR2星表^[34]联合构建的5200系列

索引进行星图匹配,并通过 TAN 投影和二阶 SIP 多项式建立天球坐标与像素坐标之间的映射。星表恒星经该模型重投影至像面后的坐标作为理论质心参考。由于数据集均由同一事件相机和固定光学系统采集,本文采用该 SIP 模型统一表征各星场的像面畸变。解算所得传感器像元尺度为 $1.586 \text{ arcsec/pixel}$,在 1280×720 像面内, SIP 模型的二维坐标校正量均方根为 2.033 pixel ,最大值为 5.889 pixel ,分别对应 3.225 和 9.339 arcsec ,表明原始像面畸变不可忽略。所用 Tycho-2 星表中 $V_T < 9 \text{ mag}$ 恒星的典型位置标准误差约为 7 mas , Gaia DR2 星表中 $G < 14 \text{ G} < 14 \text{ mag}$ 且具有五参数解的恒星位置不确定度约为 0.04 mas ,均明显小于本文单个像元对应的角尺度。对于同一输出时刻,各积分方法均采用同一组天体测量解算结果作为位置参考,以避免参考坐标差异对算法比较的影响。

图 10 和图 11 分别给出了各方法在不同角速度下 X、Y 方向的质心提取误差分布情况。1/s 场景中,固定时间窗口积分方法的质心误差

随积分时间延长显著恶化, X 方向中位误差由 5 ms 的 3.12 像素增至 20 ms 的 23.19 像素,说明过度积分会破坏星点的圆形分布特征。椭圆拟合方法虽然能够自适应调节积分参数,但其 X 方向误差仍维持在 5 像素左右,且数据离散度较大。对比而言,未采用 RAS 伪灰度重建的本文方法变体 (Ours') 可将误差降低至约 3.5 像素,而引入 RAS 伪灰度重建机制的完整方法 (Ours) 进一步将误差压缩至约 1.92 像素,并表现出更集中的分布。

角速度降低时,各方法的 X 方向质心误差总体减小,但本文方法仍保持更稳定的误差分布。在 $0.5^\circ/\text{s}$ 场景下, 5 ms 固定积分的 X 方向中位误差 (约 1.31 像素) 略低于本文方法 (约 1.57 像素),但本文方法的数据离散程度更小,误差分布呈现更加集中与稳定。在中低动态条件下 ($0.25^\circ/\text{s}$ 、 $0.125^\circ/\text{s}$), 本文完整方法的 X 方向质心误差降至约 1.04 和 0.39 像素,误差中位数与数据离散度均优于其他对比方法。与 Ours' 相比,完整方法的优势说明残差累积表面重建的伪灰度响应梯度对高精度质心提取具有直接贡献。

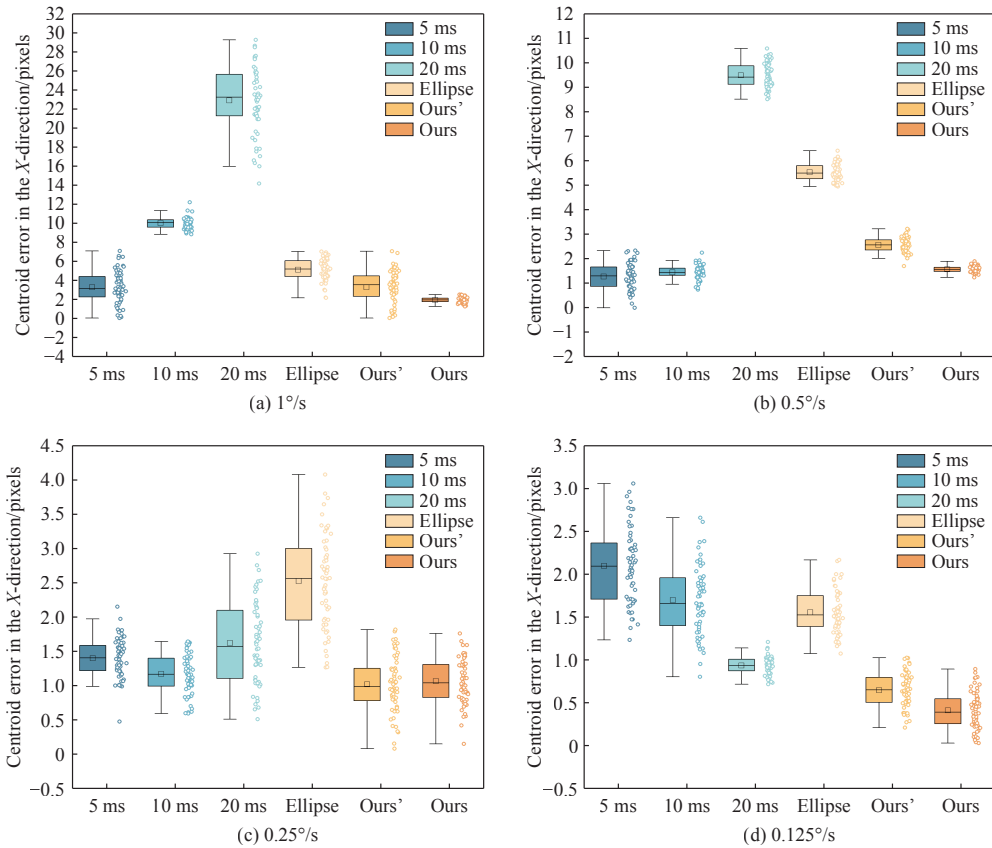


图 10 X 方向质心提取误差

Fig. 10 Error in centroid extraction in the X direction

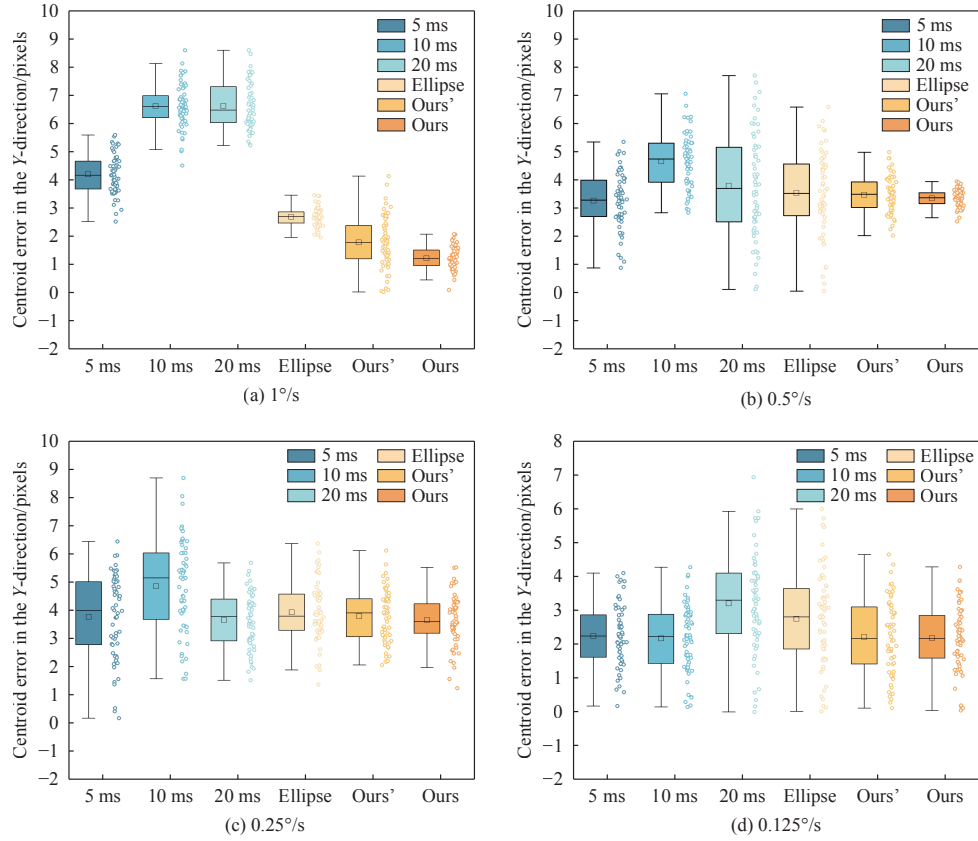


图 11 Y 方向质心提取误差

Fig. 11 Error in centroid extraction in the Y direction

Y 方向质心误差的分布特性如图 11 所示, 总体趋势与 X 方向一致。1°/s 场景下, 固定时间积分方法的 Y 方向误差普遍分布于 4-7 像素区间, 而本文完整方法将误差控制在约 1-1.5 像素范围。本文方法在各角速度下均具有最低的误差中位数和最优的数据集中度, 验证了自适应事件数量控制与 RAS 伪灰度重建的协同效果。

星对角距误差作为星图几何精度的核心评价指标, 直接关系星图识别和姿态解算的可靠性。图 12 展示了各方法在不同角速度下的星对角距误差分布情况, 其中星对角距误差定义为同一帧图像内所有匹配星点两两组合的角距与星表参考角距之差的绝对值的平均值, 单位为角秒 (arcsec)。由图 12 可知, 固定时间积分方法在高动态条件下对积分窗口较为敏感。以 1°/s 场景为例, 固定 5 ms、10 ms 和 20 ms 积分的星对角距平均误差分别为 4.14、4.81 和 7.89 角秒, 随着积分时间延长误差明显增大, 说明在高动态场景中延长积分时间虽然可以累积更多事件, 但会同步加剧星点拖尾, 破坏星点间的几何结构。椭圆拟合

方法通过星点形态约束将星对角距平均误差降低至 3.80 角秒, 表明星点形态控制有助于缓解拖尾影响, 但其仍主要依赖二值化事件表示, 难以形成可供加权质心使用的连续伪灰度响应层次, 因此几何精度提升有限。

相比之下, 本文方法在不同角速度条件下均保持了较低的星对角距误差, 尤其在中低动态条件下优势更加明显。这主要得益于本文方法在积分控制和事件表达两个层面的改进: 自适应积分策略根据星点形态动态调整回溯事件数量, 避免固定时间窗口在高动态条件下因过度积分引入拖尾, 或在低事件量条件下因积分不足造成星点结构缺失; 残差累积表面通过指数衰减递归机制保留事件触发频率信息, 形成星点事件触发频率的伪灰度响应梯度, 使质心提取不再仅依赖二值化星点区域的几何中心, 而能够利用更连续的星点伪灰度响应信息。星对角距误差实验结果表明, 本文方法不仅能够改善单星质心定位精度, 也能够更稳定地保持星点之间的相对几何关系, 从而为后续星图识别中的几何匹配和姿态解算中的观

测矢量构建提供更可靠的数据基础。

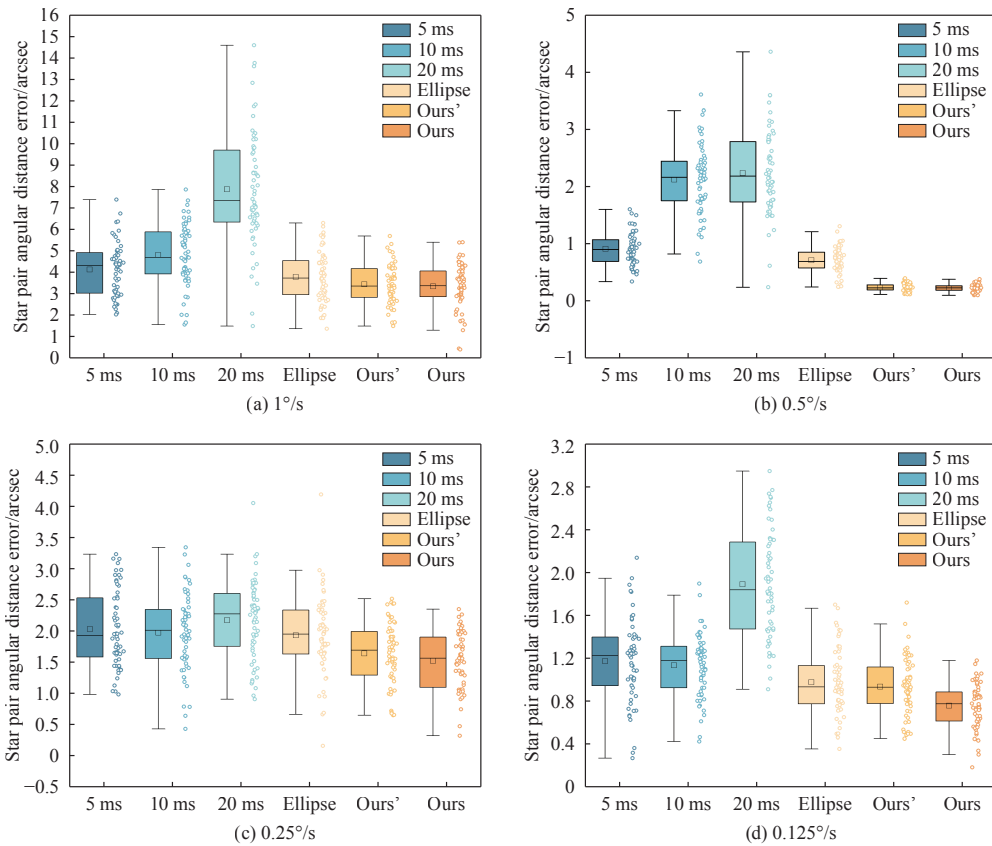


图 12 星对角距误差

Fig. 12 Star Pair Angular distance error

为进一步量化各模块对星点定位精度的贡献,在 1°/s 高动态场景下开展消融实验,结果如表 3 所示。固定时间窗口积分仅采用预设积分时长生成事件帧,缺少基于星点形态反馈的事件数量自适应调节机制,也未引入残差累积表面进行伪灰度重建。因此,当积分时间由 5 ms 增至 20 ms 时,历史事件的过度累积使星点沿运动方向持续拉伸, X 方向质心平均误差由 3.28 像素增至 22.85 像素,星对角距平均误差由 4.14 角秒增至 7.89 角秒;而较短积分窗口虽然能够减弱拖尾,但仍主要依赖二值事件区域进行定位,难以充分利用星点内部的事件触发频率信息。椭圆拟合积分通过调节时间窗口对星点形态进行约束,星对角距平均误差降至 3.80 角秒,但该方法仍以积分时间为自适应对象,难以在固定发布频率条件下兼顾事件充分累积,同时缺少残差累积表面对事件触发频率的灰度编码,导致其 X 方向质心误差仍达到 5.09 像素。上述结果表明,单纯固定时间积分或仅依赖时间窗口调节,均难以同时满足

高动态场景下的拖尾抑制、事件星图稳定发布和高精度质心定位需求。

在相同去噪流程下, Ours' 通过固定事件星图发布频率下的自适应事件数量积分将 Y 方向质心平均误差由固定 5 ms 积分的 4.19 像素降至 1.77 像素,星对角距误差由 4.14 角秒降至 3.45 角秒,验证了自适应回溯积分对拖尾抑制和星点几何保持的有效性。进一步引入残差累积表面后,完整方法 Ours 的 X、Y 方向质心误差分别降至 1.92 和 1.21 像素,较 Ours' 分别降低 41.5% 和 31.6%。这表明残差累积表面能够形成由事件触发频率和时间新近性共同决定的伪灰度响应梯度,为响应加权质心提取提供更连续的权重依据。综合消融结果可知,形态约束自适应回溯积分主要提高动态条件下的星点形态稳定性,残差累积表面则进一步改善质心定位精度,二者共同提高了事件星敏感器在高动态场景下的星点提取性能。

表 3 1°/s 场景下各模块消融实验结果
Tab. 3 Ablation results of each module at 1°/s

Method	Denosing	Adaptive integration	RAS reconstruction	X error (px) ↓	Y error (px) ↓	Angular distance (arcsec) ↓
Fixed 5 ms	√	×	×	3.28	4.19	4.14
Fixed 10 ms	√	×	×	9.98	6.60	4.81
Fixed 20 ms	√	×	×	22.85	6.60	7.89
Ellipse Fitting	√	√ (time window)	×	5.09	2.67	3.80
Ours' (w/o RAS)	√	√ (event count)	×	3.28	1.77	3.45
Ours (full)	√	√ (event count)	√	1.92	1.21	3.35

3.4 固定发布时刻下的时间窗口与有效测量时刻

本文以固定 50 ms 间隔发布积分结果, 固定输出周期仅规定积分结果的发布时刻, 并不限定各帧覆盖的事件时间范围。由于使用星点椭圆星图评价指标 γ 自适应判据确定回溯事件数 N , 实际积分窗口及其有效时间中心会随事件流状态变化, 因而固定发布时刻与有效测量时刻并不等同。候选事件数 N 在 [500, 3000] 范围内以 200 为步长搜索, 当可用有效事件量低于候选值时, 以实

际事件量作为搜索起点。设发布时刻为 t_{pub} , 所选事件中的最早时刻为 t_{min} , 则回溯时间跨度为 $\Delta T = t_{\text{pub}} - t_{\text{min}}$ 。残差累积表面采用指数权重 $w_i = \exp[-(t_{\text{pub}} - t_i)/\tau]$ 进行衰减, 其中 $\tau = 10\text{ms}$, 有效测量时刻定义为 $t_{\text{eff}} = \sum_i w_i t_i / \sum_i w_i$, 相对发布时刻的滞后为 $\delta t = t_{\text{pub}} - t_{\text{eff}}$ 。统计覆盖 6 个星场和 4 种相对角速度, 共 24 组去噪事件流、3796 个有效统计帧, 结果如表 4 所示。

表 4 不同角速度下的事件回溯与有效测量时刻统计

Tab. 4 Event look-back and effective measurement time at different angular velocities

ω (°/s)	Frames	Look-back event count NN , median [P_{25}, P_{75}]	Look-back temporal span ΔT , median [P_{25}, P_{75}] (ms)	Effective measurement time lag δt , median [P_{25}, P_{75}] (ms)
1.0	617	742 [536, 1098]	1.34 [1.12, 1.44]	0.287 [0.239, 0.336]
0.5	731	1018 [681, 1472]	2.56 [2.13, 2.75]	0.548 [0.454, 0.639]
0.25	990	1387 [918, 2056]	4.83 [4.06, 5.13]	1.012 [0.846, 1.179]
0.125	1458	1716 [1124, 2648]	8.94 [7.58, 9.43]	1.873 [1.574, 2.176]

表 4 反映了固定发布频率下积分窗口随运动状态的自适应变化。随着角速度由 1.0°/s 降至 0.125°/s, 回溯事件数 N 的中位数由 742 增至 1716, 回溯时间跨度 ΔT 由 1.34 ms 增至 8.94 ms。该趋势与星点运动成像特性一致: 在高速条件下, 星点单位时间内的像面位移较大, 自适应过程通过缩短回溯窗口限制运动拖尾; 在低速条件下, 星点单位时间像面位移减小, 需要适当增大回溯窗口来满足星点形态约束, 累积更多有效事件。

四种角速度对应的有效测量时刻滞后 δt 分别为 0.287、0.548、1.012 和 1.873 ms, 表明积分结果虽按固定周期发布, 其有效时间中心仍会随自适应回溯窗口发生偏移。星点运动角速度越低, 回溯窗口越长, 时间滞后总体越大。以 1.0°/s 角速

度为例, 0.287 ms 的时间滞后对应约 1.03 arcsec 的等效角位移, 其余三种角速度下的等效角位移分别约为 0.99、0.91 和 0.84 arcsec。上述结果用于描述发布时刻与有效测量时刻之间的时间和角度对应关系, 不代表工程星敏感器的姿态误差。在多传感器时间同步和姿态信息融合中, 宜采用有效测量时刻 t_{eff} 作为积分结果的测量时间戳。

3.5 参数敏感性与设置依据

为验证关键参数取值的合理性, 本节对去噪阶段的空间邻域半径 ε_1 、时间半径 ε_2 , 以及积分阶段的时间常数 τ 和形态阈值上界 γ_{max} 分别进行了参数敏感性分析。实验在 6 个星场和 4 种角速度条件下进行, 各参数均在默认值附近选取 5 组取值进行测试。去噪阶段采用有效事件保留率

(Saving Real Event Rate, SRR) 和平均处理时间作为评价指标, 积分阶段采用平均质心误差作为评价指标。

表 5 给出了去噪阶段关键参数对 SRR 和平均处理时间的影响。结果表明, 随着 ε_1 增大, 不同角速度下的 SRR 均呈上升趋势, 说明较大的空间

邻域有助于保留更多星点信号事件, 但同时也会增加后续处理事件数量, 使平均处理时间上升。同样地, ε_2 增大时 SRR 也整体提高, 但其对处理时间的影响相对较小。综合考虑信号保留能力、噪声约束效果和计算效率, 本文选取 $\varepsilon_1 = 4\text{pixels}$ 、 $\varepsilon_2 = 8\text{ms}$ 作为默认参数。

表 5 去噪阶段关键参数敏感性分析

Tab. 5 Sensitivity analysis of key parameters in the denoising stage

Metric	Angular velocity	ε_1 (pixels)					ε_2 (ms)				
		2	3	4*	5	6	4	6	8*	10	12
SRR	1.0 °/s	0.784	0.805	0.822	0.833	0.841	0.792	0.808	0.822	0.832	0.840
	0.5 °/s	0.909	0.924	0.936	0.943	0.948	0.917	0.927	0.936	0.942	0.946
	0.25 °/s	0.811	0.829	0.844	0.855	0.862	0.819	0.833	0.844	0.853	0.859
	0.125 °/s	0.652	0.676	0.697	0.714	0.728	0.664	0.681	0.697	0.709	0.718
Avg. time(s)	—	2.52	2.58	2.62	2.69	2.76	2.58	2.60	2.62	2.65	2.67

积分阶段关键参数对平均质心误差的影响结果如表 6 所示, 在四种角速度条件下, $\tau = 10\text{ms}$ 时平均质心误差均达到最小值。较小的 τ 会使事件贡献衰减过快, 导致累积表面有效信号不

足; 较大的 τ 则会增强历史事件残留, 引入拖尾效应, 从而降低质心定位精度。因此, 本文选取 $\tau = 10\text{ms}$ ($1 \times 10^4\text{us}$) 作为默认时间常数。

表 6 积分阶段关键参数敏感性分析

Tab. 6 Sensitivity analysis of key parameters in the integration stage

Metric	Angular velocity	τ (ms)					$\gamma_{\max}$				
		5	8	10*	15	20	1.2	1.3	1.5*	1.8	2.0
Average centroid error (pixels)	1.0 °/s	1.90	1.67	1.56	1.70	1.86	1.76	1.64	1.56	1.61	1.66
	0.5 °/s	2.83	2.58	2.46	2.60	2.79	2.69	2.55	2.46	2.51	2.56
	0.25 °/s	2.60	2.41	2.31	2.38	2.53	2.50	2.38	2.31	2.34	2.38
	0.125 °/s	1.48	1.35	1.28	1.31	1.39	1.40	1.32	1.28	1.29	1.31

Note: Average centroid error denotes the arithmetic mean of the median centroid errors in the X and Y directions.

*indicates the default parameter used in this paper.

对于形态阈值上界, 当其取值过小时, 形态约束较为严格, 可能导致积分事件数不足; 当其取值过大时, 拖尾较明显的星点也可能通过形态判定, 从而影响质心提取精度。表 6 的结果进一步表明, $\gamma_{\max} = 1.5$ 时平均质心误差整体最小, 且 $\gamma_{\max}$ 在 1.3~1.8 范围内误差变化较小, 说明算法对该参数具有较好的鲁棒性。综合考虑星点形态约束和积分稳定性, 本文选取 $\gamma_{\max} = 1.5$ 作为默认参数。

3.6 计算效率与工程实现分析

为进一步评估所提方法的工程应用可行性,

本文对算法各主要模块的计算耗时进行了统计分析。实验在 Intel Core i9-13900 处理器、Python 3.11 与 Numba 0.59 环境下完成, 针对 6 个星场在 4 种角速度条件下的共 24 组数据进行了模块级耗时统计。每组数据均为 10 s 事件流, 各模块耗时取 6 个星场的平均值, 结果如表 7 所示。

由表 7 可见, 对于 10 s 观测序列, 完整处理方法总耗时为 3.61~6.05 s。整体耗时随事件数量增加而上升。其中, 两阶段渐进式时空去噪模块耗时为 1.74~3.82 s, 占总耗时比例较高, 计算开销

主要来自空间聚类、邻域查询与时空密度判定。随着角速度降低, 事件数量增加, 两阶段去噪耗时呈近似线性增长趋势。自适应搜索模块耗时为 1.62–1.90 s, 是单帧处理过程中计算开销较高的

部分, 主要原因在于不同事件积分数量候选下的残差累积表面构建与星点形态评价。相比之下, RAS 构建与质心提取模块的耗时较低, 分别为 0.11–0.14 s 和 0.14–0.19 s, 并非主要计算瓶颈。

表 7 不同角速度条件下各模块平均耗时统计

Tab. 7 Statistics on average time consumed by each module under different angular velocities

ω (°/s)	Raw Events	Stage 1 / s	Stage 2 / s	RAS / s	Adaptive / s	Centroid / s	Total time / s
1	~550K	0.42	1.32	0.11	1.62	0.14	3.61
0.5	~780K	0.68	1.44	0.12	1.82	0.16	4.22
0.25	~1.15M	0.95	1.77	0.13	1.75	0.17	4.77
0.125	~1.71M	1.42	2.40	0.14	1.90	0.19	6.05

从算法复杂度角度分析, 设输入事件总数为 N , 时间片数量为 S , 单个时间片内参与空间聚类的事件数为 N_s , 第一阶段去噪后保留事件数为 N' , 单帧积分事件数为 M , 自适应搜索迭代次数为 I , 图像分辨率为 $W \times H$ 。第一阶段空间聚类复杂度约 $O(S \cdot N_s \log N_s)$; 第二阶段去噪通过网格索引限制邻域搜索范围, 在邻域规模受限的情况下复杂度可近似为 $O(N')$; RAS 构建对单帧积分窗口内事件进行递推更新, 复杂度为 $O(M)$; 自适应搜索需要在迭代过程中多次构建 RAS 并进行星点形态评价, 复杂度可表示为 $O(I \cdot M)$; 质心提取主要包括连通域分析与强度加权质心计算, 其复杂度与图像像素规模相关, 可表示为 $O(W \times H)$ 。

如需面向工程应用, 所提方法仍具有进一步优化空间。第一阶段去噪过程中不同时间片之间相互独立, 可采用时间片级并行方式提升处理效率; 第二阶段去噪过程中的网格邻域搜索结构适合采用并行遍历或嵌入式优化降低开销; RAS 构建具有事件驱动递推累积特征, 可在 GPU 或 FPGA 平台上采用流式结构加速; 自适应搜索过程则可通过减少候选搜索次数、设置早停条件或采用轻量化星点形态评价指标进一步提升实时性。

此外, 本文使用的验证数据集来自地基天文台对真实星空的观测, 与在轨星敏感器的工作环境存在差异。在噪声环境方面, 地基观测受大气湍流和消光的影响, 星点 PSF 展宽且噪声条件更为恶劣, 本文算法在此条件下验证的去噪性能可视为保守估计; 空间辐射引起的孤立瞬时脉冲噪

声可由两阶段时空聚类有效抑制, 但在轨杂散光和温度变化引起的噪声率波动需要去噪参数的自适应调整。在光学系统方面, 本文数据集采用长焦窄视场配置 (FOV~0.6°, 1.67 arcsec/pixel), 与工程星敏感器存在差异, 空间域参数需根据目标系统重新标定。本文方法的核心原理, 即基于指数衰减的残差累积表面和 PCA 形态评估, 不依赖于特定光学配置, 在不同平台上具有普适性, 迁移时仅需调整少量与 PSF 和噪声特性相关的数值参数。

4 结 论

针对事件星敏感器在高动态条件下星点拖尾严重、输出频率不稳定及二值事件帧响应层次不足等问题, 本文提出了一种基于残差累积表面的自适应积分方法。所提方法首先通过渐进式时空去噪流程滤除背景噪声事件, 然后依据星点椭圆形态特征动态调整积分事件数量以抑制运动拖尾并保证事件星图发布频率稳定, 最后利用指数衰减递归机制构建残差累积表面, 经分段线性映射生成伪灰度星图, 为亚像素质心定位提供由事件触发频率与时间新近性共同决定的连续权重。在真实星点事件流数据集上的实验表明, 在焦平面像移速度为 2272.7 pixel/s 时 (20°视场、1024×1024 探测器配置下的像移等效角速度约为 44°/s), 本文方法平均质心提取误差约为 1.56 像素, 平均星对角距误差约为 3.35 角秒, 较固定 5 ms 积分方法分别降低 58.3% 与 19.1%, 且在宽动态范围内均保持较高的质心提取精度。消融实

验进一步证实,自适应积分与残差累积表面伪灰度重建对质心定位精度具有独立且互补的贡献。本文方法生成的伪灰度星图具有连续响应层次,可为后续星图识别与姿态解算提供高精度星点质

心信息。后续工作将构建传统帧模式星敏感器与事件星敏感器同步采集及姿态基准测量系统,建立包含真实姿态信息的对照数据集,并开展端到端星图识别与姿态解算性能评估。

参考文献:

- [1] SANG P, LIU W B, CAO Y, *et al.*. Research on precise attitude measurement technology for satellite extension booms based on the star tracker[J]. *Sensors*, 2024, 24(20): 6671.
- [2] 支帅, 丁国鹏, 韩世豪, 等. 基于单相机的空间目标相对位姿测量系统[J]. 中国光学 (中英文), 2025, 18(5): 1111-1123.
ZHI SH, DING G P, HAN SH H, *et al.*. Monocular camera-based relative position and orientation estimation system for space targets[J]. *Chinese Optics*, 2025, 18(5): 1111-1123. (in Chinese).
- [3] MA L H, DAI D K, NI Y M. How to improve the attitude accuracy of the star sensor under dynamic conditions: a review[J]. *Acta Astronautica*, 2025, 233: 42-54.
- [4] DU J Y, WEI X G, LI J, *et al.*. Star spot extraction for multi-FOV star sensors under extremely high dynamic conditions[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2024, 24(21): 35167-35180.
- [5] YI J H, MA Y B, ZHU Z F, *et al.*. A blurred star image restoration method based on gyroscope data and enhanced sparse model[J]. *Measurement Science and Technology*, 2023, 34(11): 115105.
- [6] 阮宇翔, 董磊. 干涉星敏感器测角精度影响因素的研究[J]. 中国光学 (中英文), 2023, 16(6): 1433-1441.
RUAN Y X, DONG L. Influencing factors of angle measurement accuracy of an interferometer star tracker[J]. *Chinese Optics*, 2023, 16(6): 1433-1441. (in Chinese).
- [7] 王燕清, 杜伟峰, 吴永康, 等. 星敏感器在轨精度分析[J]. 光学学报, 2025, 45(12): 1228002.
WANG Y Q, DU W F, WU Y K, *et al.*. Analysis of star sensor in-orbit accuracy[J]. *Acta Optica Sinica*, 2025, 45(12): 1228002. (in Chinese).
- [8] HAN J X, NIU ZH D, HE J. Restoration of non-uniform motion-blurred star images based on dynamic strip attention[J]. *Journal of Imaging*, 2026, 12(3): 103.
- [9] ZHANG B F, ZHAO SH Y, LIU Z Y. A review of image restoration methods based on the Richardson-Lucy algorithm[J]. *Digital Signal Processing*, 2026, 169: 105768.
- [10] LIU D, CHEN X Y, LIU X. An improved Richardson-Lucy algorithm for star image deblurring[C]. *2019 IEEE International Instrumentation and Measurement Technology Conference (I2MTC)*, IEEE, 2019: 1-5.
- [11] GEHRIG D, SCARAMUZZA D. Low-latency automotive vision with event cameras[J]. *Nature*, 2024, 629(8014): 1034-1040.
- [12] LI ZH X, YAN H D, DING G P, *et al.*. Dual-modality event-frame fusion for blind star image motion deblurring via sparse residual learning[J]. *Optics and Lasers in Engineering*, 2025, 195: 109368.
- [13] BAGCHI S, CHIN T J. Event-based star tracking via multiresolution progressive Hough transforms[C]. *Proceedings of the IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision*, IEEE, 2020: 2132-2141.
- [14] COHEN G, AFSHAR S, MORREALE B, *et al.*. Event-based sensing for space situational awareness[J]. *The Journal of the Astronautical Sciences*, 2019, 66(2): 125-141.
- [15] 曾思康, 赵汝进, 马跃博, 等. 基于事件的高动态星敏感器星点提取方法[J]. 光子学报, 2022, 51(9): 0912003.
ZENG S K, ZHAO R J, MA Y B, *et al.*. An event-based method for extracting star points from high dynamic star sensors[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2022, 51(9): 0912003. (in Chinese).
- [16] 朱立华, 张强, 高建东, 等. 事件星敏感器自适应积分时间曲面算法[J]. 中国惯性技术学报, 2023, 31(10): 1016-1022.
ZHU L H, ZHANG Q, GAO J D, *et al.*. Adaptive integration time surface algorithm for event-based star tracker[J]. *Journal of Chinese Inertial Technology*, 2023, 31(10): 1016-1022. (in Chinese).
- [17] RALPH N O, MARCIREAU A, AFSHAR S, *et al.*. Astrometric calibration and source characterisation of the latest generation neuromorphic event-based cameras for space imaging[J]. *Astrodynamics*, 2023, 7(4): 415-443.

- [18] LIU H N, SUN T, TIAN Y, *et al.*. Measurement techniques for highly dynamic and weak space targets using event cameras[J]. *Sensors*, 2025, 25(14): 4366.
- [19] BAGCHI S, ANASTASIOU P, TETLOW M, *et al.*. Event-based star tracking under spacecraft jitter: the e-STURT dataset[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2026, 62: 4629-4645.
- [20] REED A W, HASHEMI C, MELAMED D, *et al.*. EBS-EKF: accurate and high frequency event-based star tracking[C]. *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, IEEE, 2025: 6510-6519.
- [21] CAPOGROSSO L, BONAZZI P, MAGNO M. Event-based vision in space: applications, trends, and future directions[J]. arXiv preprint arXiv: 2606.01280, 2026. (查阅网上资料, 请核对文献类型及格式是否正确).
- [22] COCKRAM M, MARTINEZ REY N. Event-based detectors for laser guide star tip-tilt sensing[J]. *Optical Engineering*, 2025, 64(4): 043102.
- [23] CHIN T J, BAGCHI S, ERIKSSON A, *et al.*. Star tracking using an event camera[C]. *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops*, IEEE, 2019: 1646-1655.
- [24] VITORIA P, GEORGOULIS S, TULYAKOV S, *et al.*. Event-based image deblurring with dynamic motion awareness[C]. *Proceedings of the 17th European Conference on Computer Vision*, Springer, 2022: 95-112.
- [25] CHEN K, YU L. Motion deblur by learning residual from events[J]. *IEEE Transactions on Multimedia*, 2024, 26: 6632-6647.
- [26] 闫浩东, 支帅, 陈旭睿, 等. 基于模型和样条的星敏感器在轨自标定方法[J]. *光学学报*, 2024, 44(12): 1212004.
YAN H D, ZHI SH, CHEN X R, *et al.*. On-orbit self-calibration method for star sensors based on models and splines[J]. *Acta Optica Sinica*, 2024, 44(12): 1212004. (in Chinese).
- [27] HE X, ZHANG L, HE J W, *et al.*. A voting-based star identification algorithm using a partitioned star catalog[J]. *Applied Sciences*, 2025, 15(1): 397.
- [28] 顾佳林, 吕恒毅, 李卓贤, 等. 融合特征增强与轻量级注意力的事件去模糊[J/OL]. *中国光学 (中英文)*, (2026-04-22). <https://doi.org/10.37188/CO.2026-0011>. (查阅网上资料, 请补充引用日期).
GU J L, LV H Y, LI ZH X, *et al.*. Event deblurring via feature enhancement and lightweight attention[J/OL]. *Chinese Optics*. (2026-04-22). <https://doi.org/10.37188/CO.2026-0011>. (in Chinese).
- [29] LI J N, XU J T, GAO J D. Clustering-based temporal deep neural network denoising method for event-based sensors[J]. *Optoelectronics Letters*, 2025, 21(7): 441-448.
- [30] JIANG H Y, WANG X SH, TANG W, *et al.*. Event stream denoising method based on spatio-temporal density and time sequence analysis[J]. *Sensors*, 2024, 24(20): 6527.
- [31] 吕媛媛. 基于事件相机的物体振动特性测量技术研究[D]. 西安: 中国科学院大学 (中国科学院西安光学精密机械研究所), 2024.
LV Y Y. *Research on measurement technology of object vibration characteristics based on event camera*[D]. Xi'an: University of Chinese Academy of Sciences (Xi'an Institute of Optics & Precision Mechanics, Chinese Academy of Sciences), 2024. (in Chinese).
- [32] LANG D, HOGG D W, MIERLE K, *et al.*. Astrometry. net: blind astrometric calibration of arbitrary astronomical images[J]. *The Astronomical Journal*, 2010, 139(5): 1782-1800.
- [33] HØG E, FABRICIUS C, MAKAROV V V, *et al.*. The Tycho-2 Catalogue of the 2.5 million brightest stars[J]. *Astronomy & Astrophysics*, 2000, 355(2): L27-L30.
- [34] LINDEGREN L, HERNÁNDEZ J, BOMBRUN A, *et al.*. Gaia data release 2-the astrometric solution[J]. *Astronomy & Astrophysics*, 2018, 616: A2.

作者简介:



李照雄(2000—), 男, 湖南益阳人, 博士研究生, 2022 年于江苏科技大学获得学士学位, 现就读于中国科学院微小卫星创新研究院, 主要从事星敏感器、图像处理及动态视觉传感器应用研究。E-mail: lizhaoxiong22@mails.ucas.ac.cn



韩世豪(1993—), 男, 河南安阳人, 博士, 助理研究员, 2024 年于华中科技大学获得博士学位, 主要从事空间移动操作机器人、动态视觉传感器和图像处理领域的研究。E-mail: hansh@microstate.com



支帅(1989—),女,辽宁锦州人,博士,助理研究员,2025年于中国科学院大学获得博士学位,主要从事智能测量系统研究等相关工作。E-mail: zhis@microsat.com



闫浩东(1995—),男,山东泰安人,博士,助理研究员,2024年于中国科学院大学获得博士学位,主要从事星敏感器和空间态势感知领域研究。E-mail: yanhd@microsat.com



张永合(1977—),男,山东青岛人,博士,研究员,2016年于中国科学院大学获得博士学位,主要从事航天飞行器动力学与智能控制,航天器编队飞行与控制及空间智能机器人及遥操作等领域的研究。E-mail: zhangyh@microsat.com



朱振才(1963—),男,山东人,博士,研究员,1993年于浙江大学获得博士学位,主要从事空间目标探测与成像、太阳风磁层相互作用全景成像和科学探测与技术试验卫星项目的研究。E-mail: zhuzc@microsat.com



丁国鹏(1986—),本文通讯作者,男,江西兴国人,博士,副研究员,2015年于中国科学院大学获得博士学位,主要从事空间相对测量与智能处理等领域的研究。E-mail: dinggp@microsat.com