

基于双模式触发与嵌套事件分割机制的 X 射线太阳耀斑自动检测算法研究

薛天宇^{1,2} 王晶晶¹ 李铭¹ 王听雨¹ 罗冰显^{1,2}

1(中国科学院国家空间科学中心 太阳活动与空间天气全国重点实验室 北京 100190)

2(中国科学院大学 北京 100049)

摘要 太阳耀斑的实时自动检测是空间天气监测的重要环节。针对太阳活动极大期传统规则算法易受复杂背景噪声干扰、连续嵌套事件识别困难等问题，本文提出一种改进的物理检测算法：基于 GOES 卫星 1–8 Å 软 X 射线通量数据，构建“极速上升”与“缓慢上升”双通道触发机制，以适应脉冲型耀斑与缓变型耀斑的形态差异；引入嵌套事件分割机制，实现对前一事件衰减期二次爆发耀斑的精确识别。算法利用 2024 年 5 月 X 射线通量数据完成校准，在 2025 年全年数据上开展独立验证。结果表明，算法对 X 级耀斑 100% 检出，M 级耀斑 F1 分数 0.969，精确率 97.3%；全耀斑起止时间和持续时间的平均绝对误差分别约为 2.3 min、2.2 min 和 4.3 min。算法基于纯时间序列形态学实现，物理可解释性强且资源消耗低，满足星载处理器或边缘计算设备的低功耗部署需求，可支撑空间环境事件监测和耀斑速报。

关键词 太阳耀斑，自动检测，嵌套事件分割，空间天气监测

中图分类号 P353

Research on an Automatic Detection Algorithm for X-ray Solar Flares Based on Dual-Mode Triggering and Nested Event Segmentation Mechanism

Xue Tianyu^{1,2} Wang Jingjing¹ Li Ming¹ Wang Tingyu¹ Luo Bingxian^{1,2}

* 中国科学院 B 类先导专项(XDB0560000)，中国科学院国家空间科学中心“攀登计划”青年创新课题(E4PD40012S)，中国博士后科学基金面上资助(2024M753244)和中国科学院太空探源专项(GJ11020405)共同资助

投稿日期：2026-04-02

E-mail: wangjingjing@nssc.ac.cn

1(State Key Laboratory of Solar Activity and Space Weather, National Space
Science Center, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190)

2(University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049)

Abstract Real-time automatic detection of solar flares is an important component of operational space-weather monitoring, as large flares can trigger ionospheric disturbances and are often accompanied by coronal mass ejections and solar energetic particle events that threaten spacecraft and ground power grids. Traditional rule-based flare detection algorithms often suffer from complex background noise and closely spaced or nested events during solar maximum, which degrades event recognition and segmentation performance and further leads to missed events, undercounting, and biased start and end times, particularly when the background flux is elevated and event boundaries become ambiguous. To address this problem, this study proposes an improved physical-threshold detection algorithm. Using GOES 1–8 Å soft X-ray flux data with a one-minute cadence, a dual-channel trigger mechanism with fast-rising and slow-rising modes is developed to accommodate the morphological differences between impulsive and gradual flares. In addition, a nested-event segmentation mechanism is introduced to identify secondary flares that emerge during the decay phase of preceding events. The algorithm was developed using X-ray flux data from May 2024 and independently validated using the full-year dataset of 2025, which contains 3152 SWPC-listed events and covers the full range of activity levels of Solar Cycle 25; a strict temporal split between calibration and test data is adopted to avoid data leakage. The results show 100% detection for X-class flares with zero misses and false alarms, while the F1 score and precision for M-class flares reach 0.969 and 97.3%, respectively, corresponding to a recall of 96.5%; the C-class recall reaches 89.2%, and the monthly F1 scores for M-class and X-class flares remain above 0.9. The mean absolute errors of start time, end time, and duration are approximately 2.3 min, 2.2 min, and 4.3 min. Because the method relies on pure time-series morphology, it retains physical interpretability and low computational cost, making it suitable for space environment event monitoring and rapid solar-flare event-reporting applications.

Key words Solar flares, automatic detection, nested event segmentation, space weather monitoring

0 引言

太阳耀斑是最剧烈的太阳活动之一，其爆发辐射能够引起电离层突然扰动（sudden ionospheric disturbance, SID），导致短波通信中断，并使电离层总电子含量（TEC）急剧增强，造成卫星导航定位误差增加^[1]。此外，大的耀斑事件常常伴随着日冕物质抛射

（CME）和太阳质子事件（SEP），会对航天器安全及地面电网构成严重威胁^[2]。因此，建立高精度、低延迟的耀斑自动检测系统，是空间天气业务化监测的核心技术环节。

从软 X 射线光变曲线看，太阳耀斑在时间演化形态上存在明显差异。现有耀斑观测研究表明，耀斑释放过程通常包含脉冲相和缓变相，不同事件在上升时间、衰减时间和持续时间上差异显著^[3]。在自动检测任务中，部分耀斑表现为上升相短、通量增强迅速的脉冲型特征；部分耀斑则表现为上升和衰减过程相对平缓、持续时间较长的缓变型特征。此外，在太阳活动极大期，相邻耀斑还可能在时间上连续或重叠，即前一事件尚处于衰减阶段时，后一事件已经开始增强，使事件边界判定更加困难。本文将这类在时间序列上重叠/零间隔的相邻事件称为连发耀斑事件。

面向上述复杂的光变形态，当前利用地球同步轨道环境卫星 X 射线传感器数据开展耀斑检测的方法主要分为三类，分别是基于活动区特征的统计分析方法、基于规则的专家系统方法以及机器学习和深度学习法。

基于活动区特征的统计分析方法是最早被广泛应用于耀斑检测与爆发风险评估的方法，其核心思想是通过挖掘太阳活动区关键特征与耀斑爆发之间的统计相关性，建立经验模型。早在 20 世纪 30 年代，Giovanelli^[4]便首次系统研究了太阳黑子群与耀斑爆发的关联，发现黑子群的大小、类型及演化过程与耀斑爆发概率显著相关，为后续统计方法奠定了基础。随着观测参数的丰富，Bornmann 等^[5]采用多元线性分析法，验证了太阳活动区麦金托什分型与耀斑爆发的相关性，筛选出对耀斑爆发影响最显著的特征参数。该类方法的优点是物理可解释性强，利用太阳活动的本质特征来构建关联，计算开销低；但局限性也很明显：统计模型的性能高度依赖特征选择的完整性，当太阳活动进入极大期，活动区演化剧烈、特征交叉耦合时，单一的统计关联容易失效，难以区分真实耀斑爆发与背景扰动。

基于规则的专家系统方法是统计分析方法的延伸，它将领域专家的经验知识转化为明确的 IF-THEN 逻辑规则，通过观测数据与逻辑规则的匹配来实现耀斑检测。例如 Miller^[6]设计的 WOLF 系统，预设一系列逻辑规则，对太阳活动区的麦金托什分型进行自动推理，进而预测不同 X 射线峰值流量对应的耀斑爆发概率。当前国际空间天气业务预报机构 SWPC 对耀斑事件的核心判定依据同样属于标准化的规则型体系：以 GOES 卫星 1–8 Å 通道的 1 min 分辨率 X 射线通量为基准，当通量连续 4 个观测时刻单调上升且高于该区段先前背景水平的阈值时，记为耀斑开始*。该方法具有规则明确、执行效率高的优势；但是由于规则基于历史经验预设，缺乏动态适应性，因此当出现如“连发耀斑”等复杂场景时，专家系统无法识别新的规则，容易导致耀斑漏检，难以适配复杂的太阳活动环境。

近年来，随着人工智能技术的快速发展，深度学习模型被广泛应用于全日面耀斑检测。例如，2026 年 Azizian Foumani 等^[7]基于 SWAN-SF 基准数据集，构建轻量级卷积神经网络来检测大型太阳耀斑事件，表明深度学习方法在耀斑检测任务中具有良好的应用潜力。然而，虽然此类方法在特征提取上表现很优异，预测精度也较高，但是其“黑盒”特性导致

* <https://www.swpc.noaa.gov/products/goes-x-ray-flux>

物理可解释性较差，且模型性能高度依赖于训练集的分布，在跨太阳活动周期的泛化能力上存在未知性。

总体而言，虽然现有方法在孤立耀斑识别方面已取得较好效果，但在太阳活动极大期，活动区演化剧烈、背景辐射抬升且连发耀斑频繁出现，耀斑事件之间的边界往往变得不清晰。面对这类高度重叠的复杂过程，无论是传统规则方法还是现有深度学习模型，都极易出现漏检、计数偏少以及起止时刻判定失真等问题，从而制约其在实际空间天气业务化监测中的应用。

针对上述问题，本文提出一种基于物理形态学的改良型检测算法。不同于传统统计分析模型或依赖大量标注样本的深度学习模型，该算法立足于耀斑光变曲线的基本形态特征：通过双模式触发机制兼顾对脉冲型耀斑和缓变型耀斑的识别，利用嵌套事件分割机制提高复杂连发场景下的事件分离能力，并在 2025 年全年独立数据上验证其在真实环境中的适用性与稳定性。

本文的后续内容如下：第 1 章介绍实验所用 GOES 卫星 X 射线通量数据来源，以及严格的时序划分与数据预处理策略；第 2 章详细阐述基于双模式触发与嵌套事件分割机制的检测算法；第 3 章基于 2025 年全年独立测试数据，从分级检测精度、时序稳定性和时间参数一致性等方面对算法进行系统评估；第 4 章对全文进行讨论与总结，并分析该算法在空间环境事件监测业务中的应用潜力及后续优化方向。

1 数据选择与预处理

1.1 数据来源

X 射线分级标准作为耀斑强度分类的主流标准，将地球同步轨道观测到的 1–8 Å 波段软 X 射线峰值通量分为五个耀斑等级：A、B、C、M 和 X，如表 1 所示，每个等级还可以细分为十个子级别^[8]。本文所使用的 1–8 Å 波段软 X 射线通量数据来源于 NOAA 空间天气预报中心（SWPC）公开发布的 GOES 系列卫星 X 射线传感器（XRS）二级科学数据产品^{*}，该数据产品长期用于太阳耀斑监测、事件编目和空间天气业务运行，同时 NSSC 空间环境预报中心（SEPC）也将其纳入业务体系，支撑太阳耀斑实时监测与事件速报。

表1 X射线流量耀斑的分级标准

Table 1 Classification Standard for Solar Flares Based on X-ray Flux

软 X 射线耀斑级别	1–8 Å 波段软 X 射线流量的峰值 (W/m^2)
A	$<10^{-7}$

^{***} <https://services.swpc.noaa.gov/json/goes/>

软 X 射线耀斑级别	1–8 Å 波段软 X 射线流量的峰值 (W/m^2)
B	$10^{-7} \sim 10^{-6}$
C	$10^{-6} \sim 10^{-5}$
M	$10^{-5} \sim 10^{-4}$
X	$>10^{-4}$

1.2 数据集划分

为了验证算法的泛化能力，避免数据泄漏，实验采用了严格的时序划分策略，按照时间先后顺序划分了校准集和测试集。所有耀斑事件的真值数据均采用 SWPC 发布的耀斑事件列表*。各数据集的 SWPC 耀斑事件统计如表 2 所示。

校准集：选取 2024 年 5 月的数据。统计表明，该月份是第 25 太阳活动周极大期内具有代表性的高活动窗口。基于 1996—2025 年 SWPC 发布的耀斑目录的月尺度统计，该月在全部 342 个自然月中，M 级耀斑数、X 级耀斑数、M+X 总数以及连发耀斑事件对数均排名第 1，月总事件数排名第 2，具体统计结果见表 3。与此同时，NOAA Solar Region Summary****记录显示，该月先后出现 Beta-Gamma 和 Beta-Gamma-Delta 等复杂磁类型活动区。因此，该月同时覆盖强事件密集、高背景抬升和连续爆发分割困难等场景，适合作为算法规则构建与参数固定阶段的高复杂度样本。

测试集：选取 2025 年 1 月 1 日至 2025 年 12 月 31 日的全量数据。本年数据未参与任何算法规则制定，且覆盖第 25 太阳活动周的全年太阳活动背景，可以客观全面地检验算法在不同月份和不同活动水平下的稳定性与适用性。

表2 耀斑检测实验数据集的 SWPC 耀斑事件统计

Table 2 SWPC flare event statistics of the flare detection experimental dataset

特征维度	校准集	测试集
	(2024 年 5 月)	(2025 全年)
太阳活动背景	第 25 太阳活动周极大期	第 25 太阳活动周内
X 级耀斑数量	21	18
M 级耀斑数量	122	341
C 级耀斑数量	235	2793

** <https://www.swpc.noaa.gov/products/goes-x-ray-flux>

**** <https://www.swpc.noaa.gov/products/solar-region-summary>

特征维度	校准集 (2024 年 5 月)	测试集 (2025 全年)
总事件数	378	3152
数据独立性	参与算法规则制定	纯独立盲测集

表3 2024 年 5 月校准集在 1996—2025 年月尺度耀斑目录中的代表性统计

Table 3 Representative statistics of the May 2024 calibration set in the monthly official flare catalog from 1996 to 2025

指标	2024-05 数值	历史排名	历史分位(<=该值)
总事件数	378	2/342	99.7
C 级耀斑数	235	20/342	94.4
M 级耀斑数	122	1/342	100.0
X 级耀斑数	21	1/342	100.0
M+X 总数	143	1/342	100.0
连发耀斑事件对数 (后一事件开始时间不晚于前一事件结束时间的相邻事件对)	57	1/342	100.0

1.3 数据预处理

原始卫星数据可能因为卫星姿态调整、日食或数据传输丢包导致异常。因此对原始数据做以下预处理工作：

- (1) 时间对齐：首先构建标准的时间序列轴，构建出分辨率统一为 1 min 的标准时间序列 $F(t)$ 。
- (2) 粒子尖峰异常值剔除：强耀斑往往伴随着太阳高能粒子事件。当高能质子或电子直接撞击卫星 X 射线探测器时，仪器可记录到瞬时且陡峭的粒子污染或“尖峰”伪信号，这类尖峰的上升斜率极大^[9]。为剔除异常值，我们在预处理中采用了短时鲁棒的去脉冲方法，利用局部中值进行单点异常判别并用邻点插值替代异常数据^[10]。该操作能够在保留真实耀斑物理上升沿的同时，有效抹平由仪器噪声引起的奇异值。

2 算法设计

本算法的核心思想是将耀斑检测抽象为一个状态机模型，主要包含三个阶段：触发监测、事件追踪和后处理。如图 1 所示直观展示了状态机的整体时序流程。

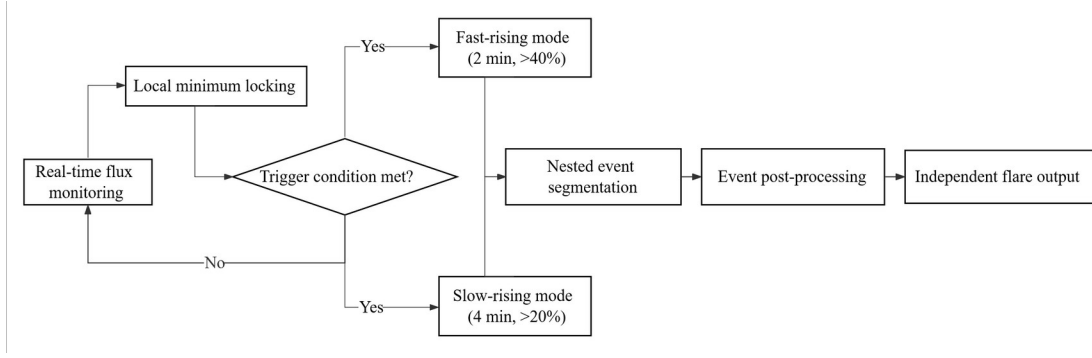


图1 基于模块化状态机的算法时序流程图

Fig.1 Algorithm Timing Flow Chart Based on Modular State Machine

2.1 双模式触发机制

由于耀斑上升相形态差异显著，为降低漏检风险，本文设计了并行的双模式触发机制。定义时刻 t 的1–8 Å波段X射线通量为 $F(t)$ 。其中数据采样间隔为1 min（即 t 、 $t+1$ 、 $t+2$ 代表从 t 时刻开始连续的三个观测时刻，时间间隔均为1 min）。

(1) 极速上升模式：

该模式主要用于识别脉冲型耀斑。这类事件上升时间较短，在1 min采样尺度上通常表现出更为陡峭的通量增长特征。

触发判据：

$$\frac{F(t+2)}{F(t)} > \lambda_{fast} \wedge F(t) < F(t+1) < F(t+2) \quad (2.1)$$

其中， λ_{fast} 经2024年5月校准集全量微调确定为1.40。即要求耀斑在2 min内通量增长超过40%，且通量序列在 t 至 $t+2$ min内保持严格单调递增。

(2) 缓慢上升模式：

该模式用于捕捉上升相平缓的缓变型耀斑，此类耀斑多为M/X级强耀斑，常伴随日冕物质抛射。其上升相瞬时通量斜率较小，但4 min时间窗口内的累计涨幅显著，无法通过极速上升模式有效触发。

触发判据：

$$\frac{F(t+4)}{F(t)} > \lambda_{normal} \wedge F(t) < F(t+1) < F(t+2) < F(t+3) < F(t+4) \quad (2.2)$$

其中, λ_{normal} 经 2024 年 5 月校准集全量微调确定为 1.20。即要求耀斑在 4 min 内通量增长超过 20%, 且通量序列在 t 至 $t+4$ min 内保持严格单调递增。

上述 4 分钟单调递增窗口的设置参考了 SWPC 对 GOES 软 X 射线耀斑事件的业务判定标准: 将连续 4 个 1 min 采样点上的单调上升作为耀斑起始识别的重要依据。基于这一业务规则, 算法将 4 分钟单调递增条件作为缓慢上升模式的基础判据, 用于识别上升相较平缓、短时斜率不够突出的事件; 同时进一步引入 2 分钟极速上升模式, 以增强对脉冲型耀斑的响应能力。当输入 X 射线通量数据后, 检测算法会基于极速上升模式和缓慢上升模式同时判定, 一旦满足上述任一条件, 系统进入“事件追踪”状态, 并将 t 时刻标记为疑似开始时间。

2.2 嵌套事件分割机制与事件结束判定

嵌套事件分割机制是解决“连发耀斑”检测精度低的核心方案, 传统的单一判定标准在处理复杂连发事件时往往失效, 为此, 本算法在耀斑衰减相追踪阶段设计了平行的双重结束判定机制:

(1) 常规衰减判定 (半高宽原则): 算法在一般情况下采用标准的半高宽 (Half-Maximum) 原则进行客观截断。即从峰值向后 (右) 搜索, 当通量 F_{end} 首次跌落至以下阈值时判定结束:

$$F_{end} = \frac{F_{peak} + F_{bg}}{2} \quad (2.3)$$

其中 F_{bg} 为事件触发前的局部背景值, 定义为事件触发时刻 t 及前 4 min (即 $t-4$ 至 t 时刻) 的通量平均值。 F_{peak} 定义为事件持续期间实时更新记录到的最大通量值。

若通量在跌至半高值之前就已经回落至 F_{bg} (背景水平), 则以回落至 F_{bg} 的时刻作为结束时间。该处理可避免在快速衰减事件中因半高值搜索滞后而人为延长事件持续时间。

(2) 嵌套事件分割截断: 这是本算法解决连发耀斑分割问题的核心方案。在等待通量向半高宽跌落的过程中, 双模式触发机制持续检测, 并以滑动时间窗持续监测衰减曲线上的局部极小值点 (设为谷值时刻 t_{valley})。如果在达到半高宽界定的结束时间之前, 通量从 t_{valley} 起再次出现反弹, 且严格满足 2.1 节的“极速上升模式”或“缓慢上升模式”触发判据, 算法将直接执行事件截断, 将 t_{valley} 时刻判定为当前正在追踪的旧事件的结束时间, 并且保存旧事件的关键参数 (峰值、起止时间); 接着会启动新事件, 将 t_{valley} 作为新事件的开始时间, 重置峰值追踪器。

为便于说明上述结束判定与嵌套截断过程, 图图 2 给出了基于 GOES 1–8 Å X 射线通量序列的观测实例。其中, 图 2a 展示了常规事件中 F_{bg} 、 F_{peak} 与半峰值阈值 F_{end} 的关系; 图图 2 展示了连续爆发场景下, 算法如何在前一事件衰减阶段通过谷值点 t_{valley} 截断旧事件

并启动新事件跟踪。通过上述机制，算法能够在前一事件尚未完全回落时识别新的上升过程，从而将连续爆发中的相邻峰值划分为相对独立的事件。

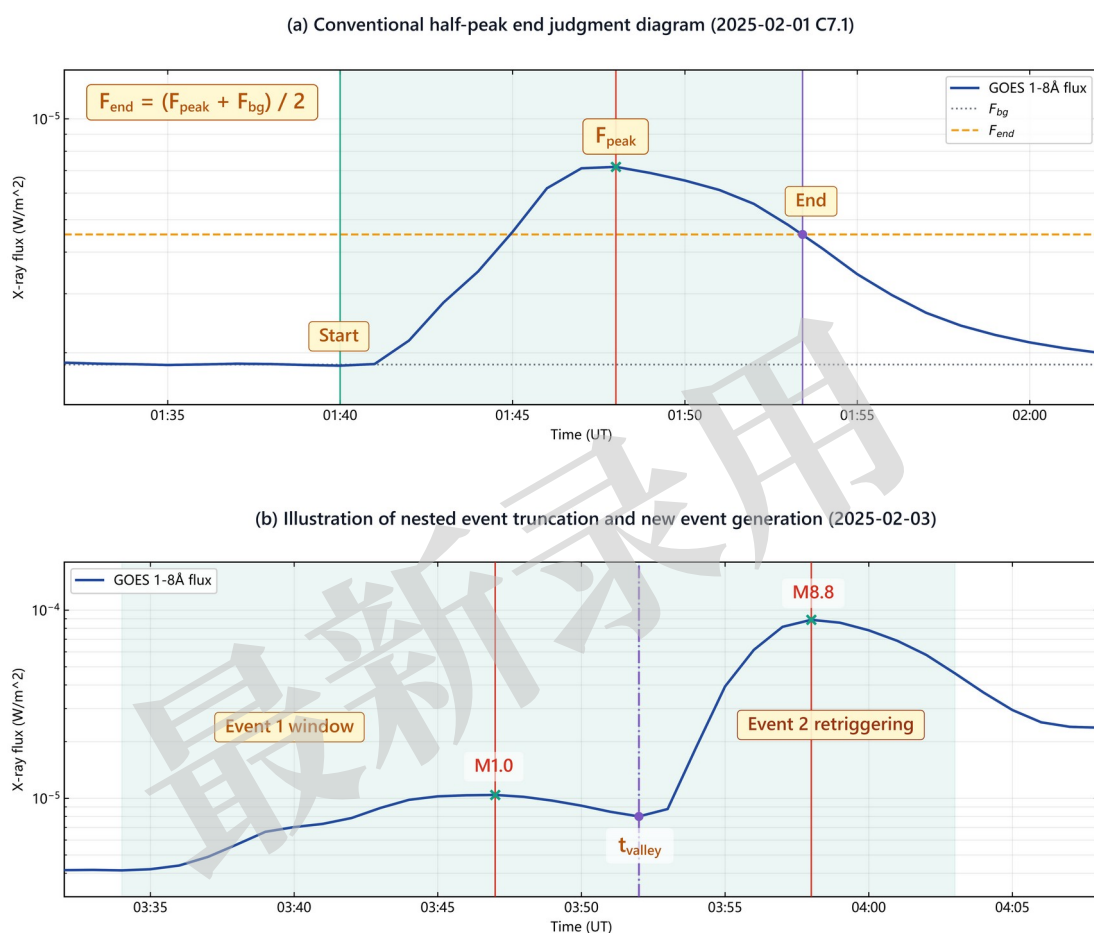


图2 事件结束判定与嵌套分割机制观测实例 (a) 常规半峰值结束判定示意 (b) 嵌套事件截断与新事件启动示意

Fig.2 Examples for event end judgment and nested segmentation mechanism

(a) Conventional half-peak end judgment diagram (b) Illustration of nested event truncation and new event generation

2.3 事件参数判定与后处理

经过上述的双模式触发与衰减相结束时间判定机制，算法已在连续的时间序列上初步分割出各个独立的耀斑事件区间。为了最终输出标准化、高精度的耀斑事件列表，后处理阶段主要负责如下工作：

- (1) 峰值能级标定与事件过滤：基于每一个事件区间记录到的最大通量值 F_{peak} 及其时

刻 T_{peak} ，严格按照 X 射线流量耀斑的标准分级^[8]进行划分，完成耀斑事件的能级标定。同时剔除 $F_{peak} < 1.0 \times 10^{-6} W/m^2$ （即 C1.0 级以下）的微小耀斑事件。

(2) 开始时间精确修正：由于触发时刻往往滞后于物理上的开始时刻，因此算法从峰值时刻 T_{peak} 向前（左）回溯，直至通量跌落至 $F_{bg} + 0.1 \times (F_{peak} - F_{bg})$ 或遇到局部极小值，以此修正开始时间。其中， F_{bg} 为 2.2 节中所定义的事件触发前局部背景值。

后处理阶段有效消除了双模式触发机制固有的时间延迟误差，既保证了耀斑在时间判定上的准确性，也为后续的误差评估提供了较精准的数据基础。

3 性能评估

为了全面评价算法性能，本文采用精确率、召回率等分类指标及回归误差指标。本节对各指标的物理含义及计算方法进行说明，并在测试集上进行了性能验证。

3.1 分类性能指标

耀斑检测本质上是一个对“事件”的二分类问题（耀斑事件/非耀斑事件）。我们首先定义混淆矩阵的要素：

TP：算法检测到了耀斑，且与 SWPC 的耀斑事件列表中的记录在时间上匹配。表示“正确捕获”。

FP：算法检测到了耀斑，但 SWPC 的耀斑事件列表中未记录。表示“误报”。

TN：算法未检测到耀斑，且 SWPC 的耀斑事件列表中无对应耀斑记录，表示“正确无检测”。

FN：SWPC 的耀斑事件列表有记录，但算法未检测到。表示“漏检”。

基于上述定义，计算如下指标：

精确率：用于衡量算法检测结果的可靠性。精确率越高，表明算法输出的候选耀斑事件中真实事件占比越高，误报越少。

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (3.1)$$

召回率：即被算法正确检出的真实耀斑事件占全部真实耀斑事件的比例，反映算法对真实事件的覆盖能力。召回率越高，说明算法漏掉的耀斑越少。

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \quad (3.2)$$

F1 分数：精确率和召回率的调和平均数，用于综合评估算法性能。由于 F1 分数综合考虑了 TP、FP（误报）、FN（漏检）方面的影响，因此选择 F1 分数作为主要评价指标。

$$F1 = 2 \cdot \frac{P \cdot R}{P + R} \quad (3.3)$$

3.2 时间误差指标

对于成功匹配（TP）的事件，我们需要评估算法计算出的耀斑起止时间、持续时间与 SWPC 记录时间的偏差——其中耀斑持续时间定义为耀斑结束时间与开始时间的差值，对应耀斑事件的总时长。为量化上述时间参数的判定偏差，我们采用平均误差、平均绝对误差和标准差三类指标进行衡量。设算法判定的时间为 T_{pred} ，SWPC 记录的时间为 T_{obs} ，误差 $\Delta t = T_{pred} - T_{obs}$ （单位：min）。

平均误差（Mean Error, ME）计算公式如下：

$$ME = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (T_{pred,i} - T_{obs,i}) \quad (3.4)$$

这一指标主要用于判断算法的时间判定是否存在系统偏差，比如是否普遍偏早。当 $ME < 0$ 时，表明算法判定的时间整体早于 SWPC 记录的时间；若 $ME > 0$ ，则意味着算法判定时间普遍偏晚。

但在实际计算中，正负误差很容易相互抵消，使得 ME 数值常趋近于 0，难以真实反映误差的实际幅度。因此需要引入平均绝对误差（Mean Absolute Error, MAE）来更精确地评估算法性能，该指标可有效规避正负误差抵消的影响，更真实地体现算法的时间判定结果与真值的偏离幅度，其计算公式如下：

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |T_{pred,i} - T_{obs,i}| \quad (3.5)$$

标准差（Standard Deviation, STD）计算公式如下：

$$STD = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (T_{pred,i} - T_{obs,i})^2}$$

该指标反映算法的稳定性。*STD*越小，说明误差分布越集中，算法的一致性越好；反之，若*STD*很大，说明算法对不同事件的判定结果波动剧烈。

3.3 泛化性能验证

基于上述评估指标，本文利用 2025 年全年的 GOES 系列卫星 X 射线通量数据（测试集）对算法进行了全量验证。该测试集共包含 3152 个由 SWPC 正式记录的太阳耀斑事件。

算法在 2025 年测试数据集上的分级别性能评估结果如图 3 所示。总体而言，该算法表现出较好的泛化性能。

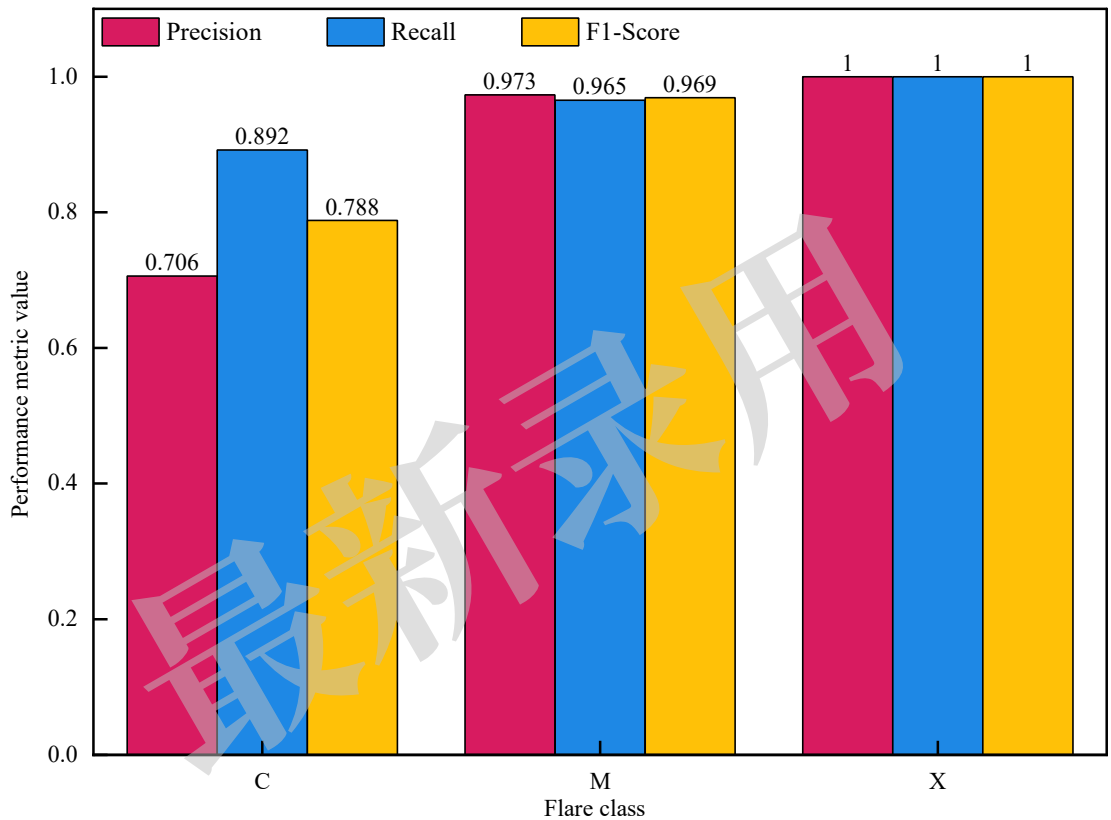


图3 耀斑分级别识别性能评估柱状图

Fig.3 Flare Classification Recognition Performance Evaluation Bar Chart

强耀斑检测能力：本算法对 M/X 级别耀斑表现出较强的识别能力。具体来看，测试集共包含 18 个 X 级事件，算法实现了 100%检出，漏检率和误报率均为 0%；对于 341 个 M 级事件，算法正确识别 329 个，召回率达到 96.5%。这一结果表明，双模式触发机制和嵌套事件分割机制能够较好覆盖脉冲型与缓变型两类典型爆发形态，有效改善传统单一触发策略在复杂场景下的识别不足。

微耀斑检测与误报分析：C 级耀斑的召回率保持在较高水平（89.2%），但精确率相对

较低，为 70.6%。统计显示，1044 个“假阳性”事件主要集中在 C5.0 以下尤其是 C1.0-C2.0 的临界区间，如表 4 所示。这主要归因于两个因素：

表4 2025 年全年算法耀斑误报事件统计

Table 4 Annual Statistics of Flare False Alarms from Algorithms in 2025

耀斑级别	数量	占比 (%)
C1.0-C2.0	777	74.4
C3.0-C4.0	179	17.1
C5.0	79	7.6
M	9	0.9
X	0	0

(1) 次级爆发的独立识别：NOAA 耀斑事件编目为简化业务化流程，倾向于将大耀斑衰减过程中的次级峰合并到主事件中^[11]；而本算法的嵌套事件分割机制将衰减过程中出现的微耀斑识别为独立事件。从物理角度上看，这些次级峰有助于恢复更高时间分辨率的能量释放序列，从而为研究磁重联的间歇性与级联行为提供更详细的活动记录^[12]。

(2) 算法的高灵敏度特性：为了尽可能避免对强级别耀斑的漏检，本算法在触发阈值上灵敏度较高，因此也更容易响应由局部等离子体加热或小尺度磁重联引起的微弱通量抬升。长期的观测表明，太阳耀斑的能量释放在统计上呈现出幂律分布特征，微小耀斑事件在日冕中频繁发生且并非纯随机噪声^[13]。虽然这在统计上增加了误报计数，但这些扰动大多为真实的物理信号，通常不会对 M/X 级灾害性空间天气事件的监测造成负面影响。

3.4 连续爆发事件识别能力分析

鉴于连续爆发耀斑的识别是研究关注的关键问题之一，本文进一步对 2025 年连续多个大耀斑爆发事件及日耀斑指数 FI 影响进行了针对性分析。在观测特征上将“相邻 SWPC 耀斑事件的起止时间间隔小于等于 0 min”的样本集合定义为连续事件对，并据此开展实验。

统计结果见表 5，在 2025 年全年 SWPC 发布的耀斑事件目录中，共存在 321 组连续事件对，从组合类型上看，连续事件对主要以 C→C 组合为主，但 C→M 和 M→M 组合同样占有一定比例，说明连续爆发并不只出现在弱事件密集背景中，在中强耀斑场景下同样值得关注。

表5 2025 年连续事件类型分布统计

Table 5 Statistics on Type Distribution of Continuous Events in 2025

连续事件类型	数量	占比(%)
C→C	254	79.1
C→M	34	10.6
M→M	13	4.0
B→B	10	3.1
B→C	6	1.9
M→C	2	0.6
C→B	2	0.6

在全部连续事件中，共有 49 组涉及 M 级及以上耀斑，包括 C→M、M→M 和 M→C 三类组合，算法能够同时匹配前后两个事件的共有 36 组，对应成功匹配率为 73.5%，表明所提出的嵌套事件分割机制在中强连续爆发场景下具有实际识别价值。

为进一步展示嵌套事件分割机制在实际光变曲线中的作用，本节选取两类具有代表性的观测片段进行分析：一类为前后均达到 M 级的连续强耀斑过程，另一类为高背景条件下多组连续事件密集出现的长时间序列。

图 4 展示了 2025 年 2 月 3 日的一次典型连续强耀斑场景。该时段内前后两个强峰分别对应 M1.0 和 M8.8 事件，算法在前一事件衰减阶段识别出新的快速上升，并将后一个强峰分割为独立事件，体现了嵌套事件分割机制对连续强事件边界恢复的作用。

图 5 进一步展示了 2025 年 2 月 24 日在较高背景通量下的长时间连续活动片段。该时间段内同一天出现多组相邻或连续爆发事件，包含 C5.8、M3.3、M1.5、C8.1 和 M3.9 等峰值。该实例说明，在太阳活动较强且背景通量持续抬升的条件下，连续事件的细粒度分割更易受到背景变化和前后事件重叠影响，而本文算法能够在该类复杂场景下给出相对稳定的事件窗口。

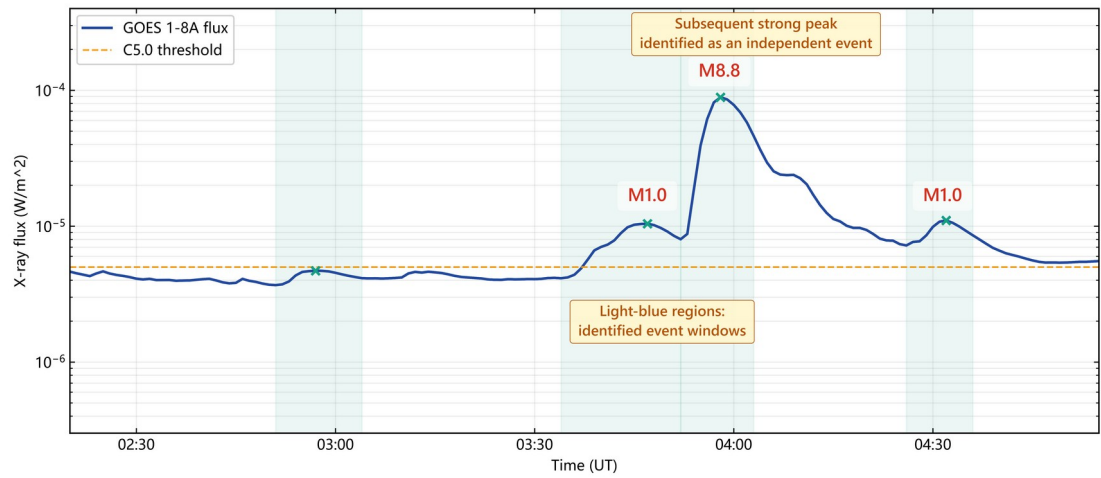


图4 2025 年 2 月 3 日连续 M 级耀斑分割实例

Fig.4 Segmentation example of consecutive M-class flares on 2025 February 3

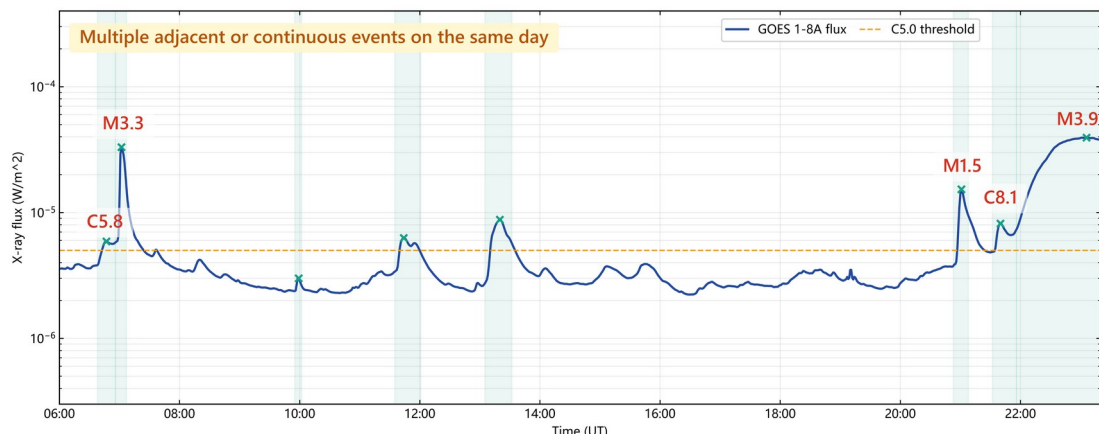


图5 2025 年 2 月 24 日高背景条件下多组连续爆发事件识别实例

Fig.5 Detection example of multiple consecutive flare events under high-background conditions on 2025 February 24

除了事件计数和边界判定外，连续强耀斑的漏分割还会进一步影响日尺度太阳活动强度统计。为量化这种影响，本文引入耀斑指数（flare index, FI）作为评估基准，对比评估连续强耀斑嵌套情况对日耀斑指数数值计算的潜在影响。耀斑指数可有效表征太阳活动程度，已被广泛应用于太阳活动强度统计及空间天气研究。按照 Joshi 等^[14]的定义，在过去 24 h 内，耀斑指数的计算方式如下：

$$FI = 0.1 \times \sum B + 1 \times \sum C + 10 \times \sum M + 100 \times \sum X \quad (3.7)$$

其中 $\sum B$ 、 $\sum C$ 、 $\sum M$ 和 $\sum X$ 分别表示对应等级耀斑强度数值的累计和。若漏识

别一个 M 级耀斑，耀斑指数的计算数值可能降低几十，若漏识别一个 X 级耀斑，耀斑指数的计算数值可能降低数百。

基于 2025 年连续事件子集的统计结果案例（表 6）可见，如果连续强耀斑中的后续事件未被正常分割，将对单日 FI 造成明显偏差。例如，在 2025-02-03 的 M1.0→M8.8 事件对中，若后一个事件未被分割，则单日 FI 将减少 88，相对减少约 23.2%；在 2025-08-03 的 C2.6→M2.9 事件对中，对应相对偏差约为 39.9%。这一结果表明，即便强连续事件在数量上相对有限，但其对活动强度统计和业务监测结果的影响并不容忽视。

表6 连续强耀斑对单日 FI 统计的代表性影响案例

Table 6 Typical Cases of the Representative Impact of Continuous Intense Flares on Daily FI Statistics

日期	事件对	事件间隔(min)	单日 F1 实际值	F1 绝对损失	F1 相对损失(%)
2025-02-03	M1.0 → M8.8	0.0	378.6	88.0	23.2
2025-11-03	M1.6 → M5.0	0.0	173.7	50.0	28.8
2025-05-14	C1.8 → M4.7	0.0	474.55	47.0	9.9
2025-02-24	C8.1 → M3.9	0.0	128.8	39.0	30.3
2025-05-25	C1.8 → M3.4	0.0	277.0	34.0	12.3
2025-02-24	C5.8 → M3.3	0.0	128.8	33.0	25.6
2025-11-03	M2.9 → M3.3	0.0	173.7	33.0	19.0
2025-04-13	C6.8 → M3.2	0.0	202.8	32.0	15.8
2025-12-08	C3.7 → M3.1	0.0	256.2	31.0	12.1
2025-08-03	C2.6 → M2.9	0.0	72.7	29.0	39.9

3.5 时序稳定性分析

太阳的活动水平在一年存在显著的强弱起伏。为了评估算法在不同太阳活动水平下的时序稳定性，本文接着对测试集进行了逐月时间切片，并分别计算了各级别耀斑的 F1 指标。图 6 展示了 2025 年逐月耀斑检测的 F1 分数变化趋势。

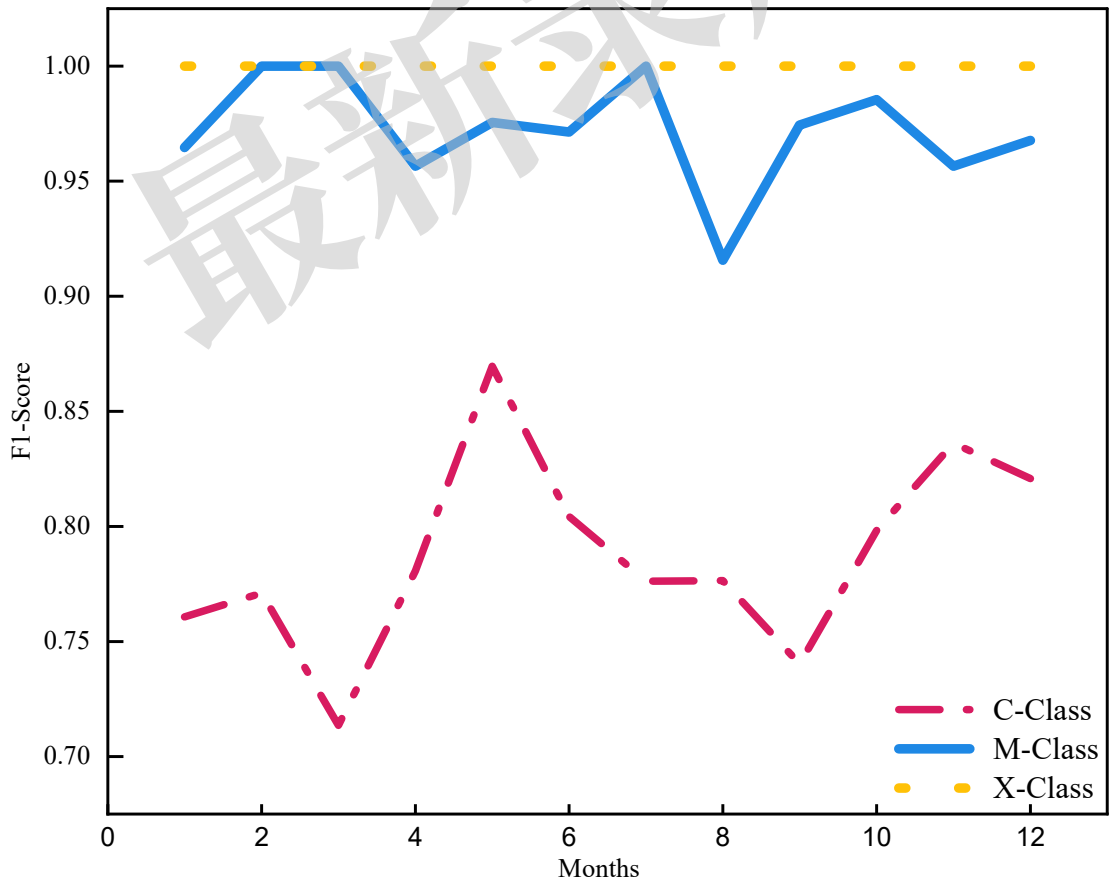


图6 耀斑事件识别模型逐月时序稳定性折线图（红色点划线：C级耀斑；蓝色实线：M级耀斑；黄色点线：X级耀斑，均为F1分数逐月变化折线）

Fig.6 Monthly Temporal Stability Line Chart of the Flare Event Recognition Model (Red dash-dot line: C-class flares; Blue solid line: M-class flares; Yellow dotted line: X-class flares, all representing the monthly variation of F1-scores)

从图6可以看出，M级和X级耀斑的检测性能曲线极为平稳，F1分数始终维持在0.9以上，未随季节或月度背景通量的变化而出现明显波动。而C级耀斑的检测性能曲线波动性较大，特别是太阳活动区密集时期，这与算法的高灵敏度特性有关。尽管如此，C级耀斑的月度F1分数始终保持在0.71高位以上，表明此波动依然处于合理且完全可控的范围内。

整体而言，算法在长达一年的测试中表现出较好的时序稳定性。这说明在长期连续运行和复杂背景变化条件下，算法未出现明显性能退化，可支撑耀斑监测的长期业务化运行。

3.6 时间参数一致性评估

为了直观且细致地展示算法对耀斑时间参数的测定能力，我们将测试集中成功匹配（TP）的事件划分为“整体”“M级”与“X级”三类，通过对比“算法检测”与“SWPC标定”的耀斑起止时间、持续时间，计算得到各类别时间参数的平均绝对误差（mean absolute error, MAE），如图7误差分布直方图所示。具体分析如下：

(1) 开始时间误差分析：算法对各级别耀斑开始时间的判定与SWPC记录高度契合，全耀斑样本的MAE为2.33 min。M级耀斑开始时间误差呈良好的正态分布，MAE为2.45 min；X级耀斑开始时间误差集中在极小区间内，MAE为3.67 min。总体而言，当前算法的开始时间误差已达到空间天气业务化检测的理想水平。

(2) 结束时间误差分析：结束时间的误差分布展现出显著的层级差异。对于X级耀斑，其结束时间的MAE仅为0.28 min，标准差2.36 min，几乎与SWPC记录重合，这主要是因为强耀斑具有极高的信噪比和清晰的半高宽特征^[15]。而对于M级耀斑，结束时间MAE为1.43 min，仍处于严格的控制范围内。但是整体的结束时间分布存在长尾效应（受C级影响），主要原因是微弱耀斑的衰减过程缓慢，容易被背景变化所掩盖，进而导致基于半高宽原则的客观判定，与结合光变曲线形态及背景辐射波动特征的主观人工判断之间存在系统性偏差^[16]。

(3) 持续时间误差分析：耀斑持续时间由起止时间节点共同决定，其误差分布直观反映了算法对事件完整生命周期的刻画能力。直方图显示，全样本、M级与X级耀斑的持续时间MAE分别为4.33 min、3.83 min和3.94 min，这一偏差客观上是起、止两端判定误差在时域上的累积叠加。从误差的离散程度来看，全样本、M级和X级耀斑的标准差分别为3.89 min、3.30 min和2.72 min。标准差随耀斑强度的升高而稳步收敛，这表明对于信噪比更高、物理特征更强烈的强耀斑，算法在时长测定上表现出了更好的一致性与抗干扰能力。

在平均误差指标上, 各级别的 ME 均极度趋近于零 (如全样本 ME 仅为 -0.06 min), 说明算法在刻画耀斑生命周期时不存在系统性的“过度截断”或“过度拉长”偏向。考虑到中强耀斑 (M/X 级) 真实的物理演化周期通常长达数十分钟至数小时, 这种无系统偏置的分钟级误差对耀斑事件能量释放规模的整体测定几乎没有负面影响。

总体上看, 算法在时间参数判定方面能够较准确地反映耀斑的客观形态特征。特别是在空间天气监测中更为关注的 M 级和 X 级耀斑事件上, 各项时间参数的误差均控制在合理范围内, 且误差分布不存在显著极化现象, 表明该方法能够为精细化耀斑研究和业务监测提供较为稳定的时间参数结果。

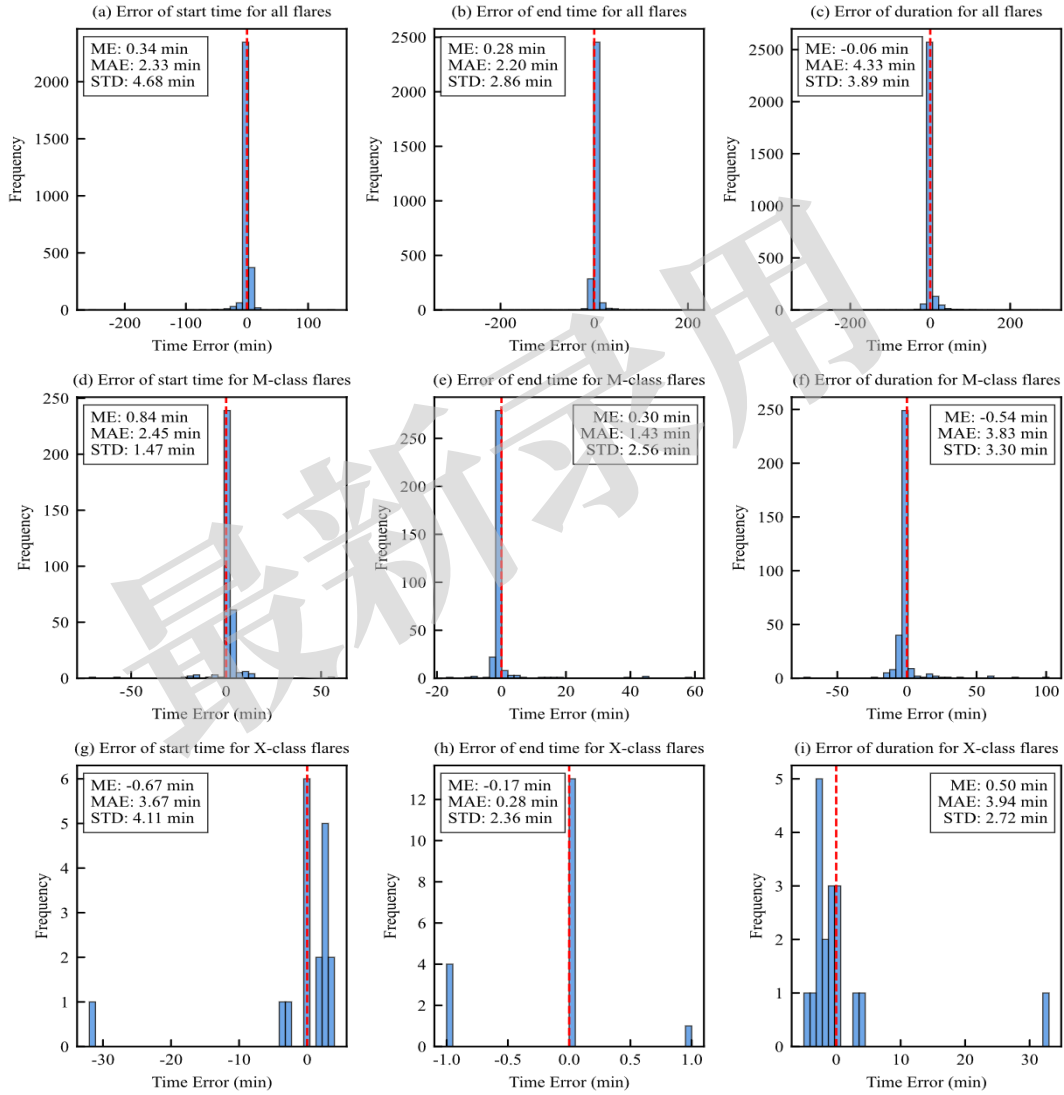


图7 耀斑开始时间、结束时间与持续时间误差分布直方图 (行: 全样本/M级/X级; 列: 开始时间/结束时间/持续时间)

Fig.7 Error distributions of flare timing parameters (Rows: All/M-class/X-class flares; Columns: Start time/End time/Duration)

4 讨论与结论

面对第 25 太阳活动周的复杂观测环境，本文提出并实现了一种基于纯时序形态学的 X 射线太阳耀斑自动检测算法。该算法在 2024 年 5 月高活动样本上完成规则构建，并通过 2025 年全年的独立测试数据进行性能验证，结果表明其在复杂业务场景中具有较好的可靠性。双模式触发机制缓解了不同形态耀斑共用单一触发逻辑所带来的漏检问题，嵌套事件分割机制提升了连发场景下的事件边界恢复能力，后处理步骤则进一步改进了起止时间判定的准确性。

从方法特性上看，本文算法完全建立在时间序列物理形态特征之上，不依赖大量标注样本训练，也不依赖高维图像特征。这使得该方法在保留物理可解释性的同时，具备较低的计算开销和较高的工程实现便利性，适合在实时监测场景中部署。

然而，在长期的业务化验证中，本算法也暴露出了以下两方面局限性：

(1) 背景建模在极端条件下可能存在滞后效应。当前算法使用触发时刻之前的局部通量值作为背景基线，如果活动区域发生快速变化，且背景辐射在短时间内频繁波动，预先设定的基线可能会“漂移”，从而导致对某些微小太阳耀斑的起始和结束时间判断出现较大偏差。

(2) 算法高敏感度的代价。为了保证对 M/X 级灾难性太阳耀斑的极高召回率，算法触发阈值被设置得相对比较敏感。这种策略导致算法容易被日冕中一些局部的微小加热过程或结构扰动所触发，从而在一定程度上抬高了 C 级及以下级别微小耀斑的虚警率。

为了应对上述问题，未来的研究和系统优化将主要集中在以下两个方面：

(1) 在数据预处理的前端环节，计划引入动态滑动窗口技术。通过实时、动态地平滑和校正背景基线，来取代目前采用的静态窗口策略，以此增强算法对复杂背景波动的抗干扰能力，减少因背景延迟而引起的测量时间偏差。

(2) 为解决高灵敏度引发的低级别虚警问题，未来考虑在当前算法的基础上，构建“物理规则初筛+轻量级模型精筛”的检测架构。具体而言，在现有的形态学触发器基础上，引入轻量级卷积网络（如 1D-ResNet），将物理算法中被识别为潜在事件的信号发送至该网络，利用深度学习技术进行局部特征提取，并对 C 级阈值下的边界事件进行精度验证。在不显著增加算力负担的前提下，进一步降低整体虚警率，从而提高全级别太阳耀斑自动检测算法的整体性能。

需要说明的是，本文验证工作基于 SWPC 的公开数据开展，尚未进一步纳入国产自主 X 射线观测数据进行独立交叉验证。这主要是由于研究时段内数据尚未形成稳定公开、可重复获取且与 GOES 事件目录对应的开放数据集。由于本文算法仅依赖 1 min X 射线通量

时间序列形态，不依赖特定卫星平台的图像或高维特征，后续在国产自主观测数据具备稳定获取条件后，可继续开展跨平台迁移验证与业务适配评估。

致谢： 本论文使用的 GOES 卫星 X 射线数据来自 NCEI (<https://www.ncei.noaa.gov/data/goes-space-environment-monitor/access/science/>)。

参考文献

- [1] TSURUTANI B T, JUDGE D L, GUARNIERI F L, *et al.* The October 28, 2003 extreme EUV solar flare and resultant extreme ionospheric effects: comparison to other Halloween events and the Bastille Day event[J]. *Geophysical Research Letters*, 2005, **32**(3): L03S09
- [2] GUO Xiaobo, WANG Huaning, DAI Xinghua. The temporal relationship between coronal mass ejections and solar flares[J]. *Science Technology and Engineering*, 2011, **11**(13): 2882-2887, 2896 (郭晓博, 王华宁, 戴幸华. 日冕物质抛射与太阳耀斑的时序关系分析[J]. *科学技术与工程*, 2011, **11**(13): 2882-2887, 2896)
- [3] FLETCHER L, DENNIS B R, HUDSON H S, *et al.* An observational overview of solar flares[J]. *Space Science Reviews*, 2011, **159**(1): 19-106
- [4] GIOVANELLI R G. The relations between eruptions and sunspots[J]. *The Astrophysical Journal*, 1939, **89**: 555-567
- [5] BORNMANN P L, SHAW D. Flare rates and the McIntosh active-region classifications[J]. *Solar Physics*, 1994, **150**(1): 127-146
- [6] MILLER R W. WOLF—A computer expert system for sunspot classification and solar flare prediction[M]//HECK A, MURTAGH F. *Knowledge-Based Systems in Astronomy*. Berlin, Heidelberg: Springer, 1989: 107-120
- [7] AZIZIAN FOUMANIA, FAROKHI S, QI X J. Predicting major solar flares using convolutional neural networks and multivariate magnetic field time-series data[J]. *Solar Physics*, 2026, **301**(2): 23
- [8] General Administration of Quality Supervision, Inspection and Quarantine of the People's Republic of China, Standardization Administration of the People's Republic of China. GB/T 31157-2014 Classification for the intensity of solar soft X-ray flare[S]. Beijing: Standards Press of China, 2015 (中华人民共和国国家质量监督检验检疫总局, 中国国家标准化管理委员会. GB/T 31157-2014 太阳软 X 射线耀斑强度分级[S]. 北京: 中国标准出版社, 2015)
- [9] MACHOL J, VIERECK R, PECK C, *et al.* GOES X-Ray Sensor (XRS) Operational Data (v1.5)[R]. Boulder: NOAA National Centers for Environmental Information (NCEI), 2022
- [10] WOODS T N, EDEN T, EPARVIER F G, *et al.* GOES-R series X-ray sensor (XRS): 1. Design and pre-flight calibration[J]. *Journal of Geophysical Research: Space Physics*, 2024, **129**(11): e2024JA032925
- [11] PLUTINO N, BERRILLI F, DEL MORO D, *et al.* A new catalogue of solar flare events from soft X-ray GOES signal in the period 1986–2020[J]. *Advances in Space Research*, 2023, **71**(4): 2048-2058

- [12] WU Z, KUZNETSOV A, ANFINOGENOV S, *et al.* A multipeak solar flare with a high turnover frequency of the gyrosynchrotron spectra from the loop-top source[J]. *The Astrophysical Journal*, 2024, **968**(1): 5
- [13] BAJNOKOVÁ N, HANNAH I G, COOPER K, *et al.* First joint X-ray solar microflare observations with NuSTAR and Solar Orbiter/STIX[J]. *Monthly Notices of the Royal Astronomical Society*, 2024, **533**(3): 3742-3755
- [14] JOSHI B, BHATTACHARYYA R, PANDEY K K, *et al.* Evolutionary aspects and north-south asymmetry of soft X-ray flare index during solar cycles 21, 22, and 23[J]. *Astronomy & Astrophysics*, 2015, **582**: A4
- [15] VERONIG A, TEMMER M, HANSLMEIER A, *et al.* Temporal aspects and frequency distributions of solar soft X-ray flares[J]. *Astronomy & Astrophysics*, 2002, **382**(3): 1070-1080
- [16] LU L, FENG L, LI D, *et al.* Catalog and statistical examinations of *Lya* solar flares from GOES/EUVS-E measurements[J]. *The Astrophysical Journal Supplement Series*, 2021, **253**(1): 29

作者简介：薛天宇 男，2003 年 11 月出生于河南省三门峡市，现为中国科学院国家空间科学中心硕士研究生，主要研究方向为人工智能在空间天气预报中的应用，Email: xuetianyu25@mailsucas.ac.cn

通信作者简介：王晶晶 女，1986 年 7 月出生于新疆，现为中国科学院国家空间科学中心研究员，主要研究方向为太阳爆发及其对地影响预报研究，Email: wangjingjing@nssc.ac.cn