中图法分类号： 文献标识码： 文章编号：1006-8961(XXXX)XX-0001-19

论文引用格式：Peng Weiheng, Li Li, Shuai Yongmin, Yu Lei. Spatially resolved flicker frequency estimation for event cameras in dynamic scenes[J/OL]. Journal of Image and Graphics, XXXX:1-19. DOI: 10.11834/jig.260412. (彭伟恒, 李莉, 帅永旻, 余磊. 面向动态场景的事件相机空间分辨频闪频率估计算法[J/OL]. 中国图象图形学报,XXXX:1-19. DOI: 10.11834/jig.260412.)[DOI:10.11834/jig.260412]

面向动态场景的事件相机空间分辨频闪频率估计算法

彭伟恒[1],李莉[1],帅永旻[1],余磊[2*]

1. 武汉船舶通信研究所,湖北省武汉市 430079; 2. 武汉大学人工智能学院,湖北省武汉市 430072

摘 要：目的 在机器视觉系统中,估计人工光源的频闪频率对于消除如摩尔纹、特征丢失等成像失真具有重要意义。单点光电传感器难以提供空间信息,传统帧式相机难以稳定感知高频光强变化;事件相机虽兼具高时间分辨率与空间信息,但在动态场景中易受到干扰;尤其是机械周期运动能够产生与真实频闪相似的谱峰,仅依靠幅值难以区分。针对此问题,提出一种面向复杂动态场景的事件相机空间分辨频闪频率估计算法。**方法** 首先将异步事件流重构为空间区块时序信号,结合基于恒虚警率的局部统计模型与频谱尖锐度筛选频闪候选;然后利用谐波一致性验证恢复被倍频掩盖的真实基频;最后针对机械周期伪影与真实频闪在幅度谱上高度相似这一难点,利用光源受照区块相位同步而机械扫描区块存在空间相位差异的物理特性,在复数频谱域构建幅度加权相位锁定值判据,实现两类周期信号的有效区分。**结果** 自主构建了包含140组序列的高动态频闪数据集,其中100组为测试序列,40组为补充验证序列,涵盖纯净光源、随机运动干扰及机械周期干扰等多类场景。本文方法在100组测试序列上的综合错误率为3%,40组补充验证序列均未出现错误。**结论** 所提方法联合利用局部频谱统计、谐波结构和空间相位一致性,实现了复杂动态场景下频闪信号与多类干扰的有效分离,在保留频闪空间位置的同时提高了真实基频估计的准确性与鲁棒性。

关键词： 事件相机;频闪频率估计;数字信号处理;幅度加权相位锁定值;恒虚警率

Spatially resolved flicker frequency estimation for event cameras in dynamic scenes

Peng Weiheng[1], Li Li[1], Shuai Yongmin[1], Yu Lei[2]

1. Wuhan Marine Communication Research Institute, Wuhan, Hubei Province 430079, China; 2. School of Artificial Intelligence, Wuhan University, Wuhan, Hubei Province 430072, China

Abstract: Objective Accurate estimation of artificial light flicker frequencies is important for analyzing and suppressing imaging distortions, such as moiré patterns and loss of visual features, in machine vision systems. Artificial light sources used in illumination, displays, vehicle lamps, and traffic signals often exhibit periodic intensity modulation. Although such modulation may be imperceptible to the human eye, imaging sensors can record the resulting artifacts. Spatial information is also important because different light sources may exhibit different flicker frequencies, while interference may occupy only part of the field of view. A point photodetector can measure temporal intensity variations but cannot determine their spatial distribution. Conventional frame cameras retain spatial information but have difficulty reliably capturing high-frequency intensity variations. Event cameras provide asynchronous pixel-level responses with high temporal resolution and

收稿日期：2026-07-09;**修回日期：**2026-11-07

*通信作者：余磊,通信作者,男,教授,主要研究方向为类脑视觉感知和成像。E-mail:ly.wd@whu.edu.cn;余磊,男,博士,教授,主要研究方向为类脑视觉感知和成像。E-mail:ly.wd@whu.edu.cn

© 中国图象图形学报版权所有

spatial coordinates, making them suitable for spatially resolved flicker analysis. However, event-based measurements are susceptible to interference in dynamic scenes. Random or slow motion can produce low-frequency event responses, while non-sinusoidal light modulation generates harmonics that may obscure the true fundamental frequency. In particular, periodic mechanical motion can generate spectral peaks similar to those of genuine light flicker, making the two difficult to distinguish from spectral magnitude alone. To address this issue, this study proposes an algorithm for spatially resolved flicker-frequency estimation using event cameras in complex dynamic scenes. **Method** The 640 × 480 sensor plane is divided into non-overlapping 40 × 40 blocks, and the asynchronous events in each block are reconstructed as an evenly sampled temporal signal within a sliding observation window. A fast Fourier transform provides the amplitude spectrum for candidate detection and the complete complex spectrum for phase analysis. The framework then combines three complementary cues. First, a local spectral background estimated by a constant false-alarm rate (CFAR) model is coupled with spectral sharpness to retain narrow-band flicker candidates and reduce broadband responses caused by low-frequency motion. Second, harmonic consistency is examined among integer-related components, allowing a supported lower component to be restored as the physical fundamental when a strong harmonic dominates. The central innovation addresses periodic mechanical artifacts in the complex spectral domain. After candidate screening and harmonic correction, the complex Fourier coefficients of high-confidence blocks assigned to the same frequency are aggregated through an amplitude-weighted phase locking value (AwPLV). AwPLV is obtained from the normalized vector sum of these amplitude-preserving coefficients. It gives greater influence to blocks with stronger spectral evidence and reduces the effect of unstable phases from weak responses. Blocks illuminated by the same modulated light source normally have aligned phase directions and produce a high AwPLV. Mechanical scanning instead introduces spatially varying delays and phase gradients, causing vector dispersion, partial cancellation, and a lower AwPLV even when the amplitude peak is strong. This physically motivated criterion separates two periodic responses that are difficult to distinguish from frequency and magnitude alone. Accepted frequencies are assigned to their corresponding blocks to form a spatial frequency map, while rejected responses are set to zero. **Result** A self-collected dynamic-scene flicker dataset containing 140 event sequences was used for evaluation, including 100 test sequences and 40 supplementary validation sequences. The reference frequencies, calibrated with an oscilloscope, ranged from 1 to 500 Hz. The 100 test sequences comprised 20 clean flicker sequences, 40 sequences with random low-frequency motion, and 40 sequences with periodic mechanical interference. These scenes included ordinary frequency-estimation conditions and difficult cases in which mechanical motion generated periodic event patterns near the target light source. The proposed method was compared with eight representative baselines covering direct Fourier peak detection, temporal autocorrelation, Welch power spectral estimation, and several event-based periodicity methods. Four quantitative criteria were used: fundamental-frequency detection error rate, low-frequency clutter false-alarm rate, mechanical-artifact false-alarm rate, and overall error rate. The proposed method achieved 2%, 0%, 2.5%, and 3% on these criteria, respectively, and no sequence-level errors were observed in the 40 supplementary validation sequences. Its overall error rate was substantially lower than the 35% obtained by the best-performing baseline. Conventional spectral and temporal methods estimated frequencies under clean periodic conditions but were sensitive to motion energy and harmonic ambiguity. Existing event-based baselines improved periodic-response extraction, yet they still tended to interpret repetitive mechanical responses as light flicker because the physical source of the phase pattern was not explicitly modeled. Qualitative spatial maps showed that the proposed method retained stable responses in actual flicker regions while suppressing detections caused by moving backgrounds and rotating structures. Ablation experiments further explained the performance gain. The CFAR model and spectral-sharpness constraint mainly reduced low-frequency clutter. Harmonic consistency improved recovery of fundamental components hidden by stronger multiples. Most importantly, AwPLV produced the decisive reduction in mechanical false alarms, confirming that complex-domain spatial phase organization provides discriminative information that is unavailable from amplitude spectra alone. **Conclusion** The proposed framework integrates local spectral statistics, harmonic structure, and amplitude-weighted spatial phase consistency for event-based, spatially resolved flicker-frequency estimation. Its principal contribution is to determine the physical origin of a periodic response from its organization in the complex spectrum, rather than treating every strong narrow-band component as light flicker. Experiments over 1–500 Hz demonstrate that the method improves frequency accuracy and interference robustness while preserving spatial out-

© 中国图象图形学报版权所有

put，providing a practical signal-processing approach for flicker perception in dynamic scenes.

Key words：event camera；flicker frequency estimation；digital signal processing；amplitude-weighted phase locking value；constant false-alarm rate

Peng Weiheng，Li Li，Shuai Yongmin，Yu Lei. Spatially resolved flicker frequency estimation for event cameras in dynamic scenes[J/OL]. Journal of Image and Graphics. DOI：10.11834/jig.260412.（彭伟恒，李莉，帅永旻，余磊. 面向动态场景的事件相机空间分辨频闪频率估计算法[J/OL]. 中国图象图形学报. DOI：10.11834/jig.260412.）

0 引 言

随着影像系统与移动终端显示技术的快速发展，光源频闪对图像采集质量和视觉感知稳定性的影响日益突出。室内LED照明、显示屏、车载灯光以及各类电子显示设备普遍采用脉冲宽度调制方式（pulse-width modulation，PWM）等周期性方式进行亮度调节（IEEE，2015；Wu 等，2023）。人眼通常难以察觉这类高频亮度变化，但图像传感器在采集过程中可能出现亮暗条纹、画面闪烁、摩尔纹或曝光异常，进而影响终端的成像质量和用户体验（Zhu 等，2026；Sheinin 等，2017）。分析并抑制这些干扰，首先需要准确检测光源频闪。检测时既要获取光强变化的周期，也要确定频闪发生在成像平面的什么位置。光电传感器能够记录光强随时间的变化，但难以获得频闪信号的二维空间分布；而相机则能够在观测光强变化的同时保留空间信息，可用于定位频闪区域。

然而，传统帧式相机在高频频闪检测中，其传感器受固定帧率与曝光积分机制限制，时间分辨率通常为毫秒级，难以准确记录高频PWM调制光源的瞬时亮度变化（Xu 等，2023）。当光源频率超过传感器的有效采样范围时，采集信号容易发生频率混叠，导致真实频闪频率难以准确恢复（Xu 等，2023；Sheinin 等，2018）。另一方面，现有基于帧图像的方法通常通过整幅图像的亮度变化进行频率分析，高频频闪检测与空间定位难以同时兼顾（Sheinin 等，2018）。

事件相机为这类测量提供另一种选择。它具有微秒级时间分辨率和高动态范围，采用异步响应机制，近年来受到视觉领域的广泛关注（Posch 等，2014；Gallego 等，2022；粟傈等，2022；余磊等，2025）。与传统帧式图像传感器不同，事件相机在某一个像素点的亮度变化超过设定阈值时异步输出事件。这种采集方式既能够突破传统帧率对高频光强变化采样的限制，又能够保留亮度变化事件的空间位置信息，为频闪定位与频率估计提供了新的技术途径（Pfrommer，2022；刘熠晨等，2024）。

已有研究表明，事件相机能够利用高时间分辨率的异步事件序列感知周期性变化，并已应用于光源闪烁检测、机械振动测量和旋转速度估计等任务。Pfrommer（2022）提出 Frequency Cam，通过逐像素事件信号实现周期频率检测；Ben-Ezra 等（2026）从概率建模角度研究了事件相机对高频周期信号的检测；Kolář 等（2025）利用三维事件时空窗口相关性统一估计闪烁、振动和旋转等周期现象；Zhao 等（2024）和 Zhou 等（2025）分别将事件相机用于高速旋转目标转速估计和机械振动测量。此外，Wu 等（2026）提出 E-MLF，通过光源区域聚类与短时傅里叶变换，实现多个光源区域的独立频率估计。这些方法分别在单个像素、感兴趣区域或局部时空窗口内，依据事件间隔、计数及周期特征估计频率。总的来说，这些研究验证了事件相机在高速周期信号频率估计方面的可行性。

尽管 Wu 等（2026）已开始关注多个光源区域的分离与独立测频，但已有工作总体上仍更侧重于目标周期成分的提取与频率估计，对复杂动态干扰下的可靠判别关注相对有限。在实际测量的时候，低频运动背景可能掩盖局部频闪，周期性机械运动也可能产生窄带谱峰，其表现与真实频闪相近（黄铁军等，2022；郭锐等，2022），仅凭频率和幅值，往往难以判断周期响应来自光源亮度变化还是物体运动（扁逸飞等，2024），非正弦光源产生的高次谐波还可能引起基频混淆（Holmes 和 Lipo，2003）。因此，复杂动态场景中的频闪感知仍有一个关键问题：在保留事件空间位置的同时，如何准确估计各区域的真实频闪频率，并将干扰与真实频闪区分开来。

在这一任务之下，局部事件信号主要面临三类

© 中国图象图形学报版权所有

混淆因素。非稳定运动可能形成低频背景,周期性机械运动可能产生与频闪相似的窄带响应,非正弦光源的高次谐波则可能造成基频混淆。上述因素使仅依靠频谱幅值的频率判断难以获得可靠结果。

针对上述问题,本文提出一种面向复杂动态场景的事件相机局部频闪频率估计算法。该方法首先将事件平面划分为空间区块。随后建立基于恒虚警率(constant false-alarm rate,CFAR)的局部底噪估计模型(Rohling,1983;袁湛等,2011),并结合频谱尖锐度约束候选可信的周期,再通过分频候选校验恢复物理基频。最后,在修正基频后的高置信度区块中,利用光源同步变化与机械扫描运动在空间相位分布上的差异,引入相位锁定值(phase locking value,PLV)(Aydore 等,2013)的相位一致性度量思想,剔除机械周期伪影,最终输出不同空间区域对应的频闪频率。

本文的主要贡献如下:1)提出一种面向复杂动态场景的事件相机空间分辨频闪频率检测方法,通过CFAR局部底噪估计、谱峰尖锐度约束和谐波一致性验证,抑制运动底噪并恢复被强谐波掩盖的真实基频;2)提出了一种基于复数域相位一致性的机械周期伪影剔除方法。利用同一频闪光源区域内的相位同步特性与机械运动引起的空间相位差异,实现对幅度谱高度相似的机械周期伪影的区分。3)自主采集了面向复杂动态场景的事件相机频闪测试数据集,包含不同频率光源、低频运动干扰及周期性机械干扰等多类场景,并通过对比、消融、空间定位、参数敏感性及运行效率实验验证所提方法的有效性。

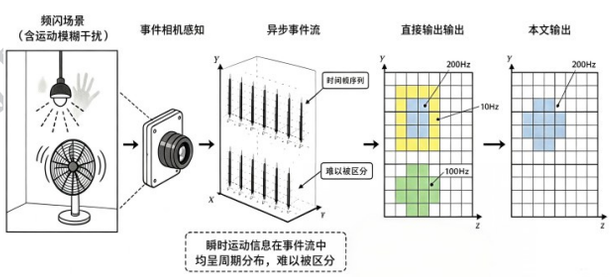


图1 本文工作概述

Fig. 1 Overview of the proposed work

1 事件相机频闪感知机理

1.1 事件相机工作原理与数据特性

与按照固定帧率同步采集图像的传统相机不同,事件相机中的每个像素独立监测入射光强的变化。当像素位置(x,y)处的对数光强变化量达到设定的对比度阈值时,该像素异步触发一个事件(Gallego 等,2022),其触发模型可表示为:

$$\ln I(x,y,t)-\ln I(x,y,t-\Delta t)=pC \tag{1}$$

式中,$I(x,y,t)$表示像素(x,y)在时刻t的入射光强;Δt为同一像素相邻事件的时间间隔;C为对比度触发阈值;$p\in\{-1,+1\}$为事件极性,分别表示光强减小与增加。在给定观测时间窗内,事件相机输出的异步事件流表示为$\boldsymbol{E}=\{e_i\}_{i=1}^{N}$,$e_i=(x_i,y_i,t_i,p_i)$。式中,$(x_i,y_i)$表示第$i$个事件的空间坐标,$p_i$和$t_i$分别为极性和时间戳,$N$为事件总数。

设人工光源的亮度按照周期T_0变化,则其基频为$f_0=1/T_0$。当光源亮度周期性升高或降低时,受照区域内的像素将相应产生周期性的正、负事件,使事件序列在时间维度上保留光源亮度变化的周期特征。同时,事件的空间坐标能够记录频闪响应在成像平面中的位置。因此,事件流同时包含人工光源频闪的时间周期信息和空间分布信息,为不同空间区域内的频闪频率估计提供了数据基础。

对于PWM等非正弦调制光源,其周期信号除基频外通常还包含整数倍频率的谐波分量(Holmes 和 Lipo,2003)。因此,事件序列的频谱中可能同时出现f_0、$2f_0$、$3f_0$等响应,频谱最大峰值并不一定始终对应真实物理基频。

1.2 问题描述

本文研究的目标不是仅从整幅事件流中估计一个全局频率,而是在保留事件空间位置的基础上,对成像平面中的不同区域分别进行频率判断,获得具有空间分辨能力的频闪频率分布。设事件相机成像平面被划分为M个互不重叠的空间区块$\boldsymbol{\Omega}=\{\boldsymbol{\Omega}_m\}_{m=1}^{M}$。在固定时间间隔$\Delta t$内,对落入第$m$个空间区块的正、负事件进行聚合,得到该区块在第$k$个时间切片内的事件响应:

$$d_m[k]=\sum_{\substack{(x_i,y_i)\in\boldsymbol{\Omega}_m\\ k\Delta t\leqslant t_i<(k+1)\Delta t}} p_i,\ \ p_i\in\{-1,+1\} \tag{2}$$

© 中国图象图形学报版权所有

式中，$p_i=+1$和$p_i=-1$分别代表正，负事件。由此，原始异步事件流被转换为一组区块级极性净响应序列：

$$\boldsymbol{d}_m=[d_m[0],d_m[1],\cdots,d_m[N-1]] \tag{3}$$

式中，N表示观测时间窗内的时间切片数量。对该序列进行频域变换，可得到其复数频谱：

$$X_m(f)=\sum_{k=0}^{N-1}d_m[k]\exp(-j2\pi fk\Delta t) \tag{4}$$

在仅包含单一频闪信号的理想条件下，可通过幅度谱中的主要周期分量估计该区块的频闪频率。然而，在实际动态场景中，第m个区块内的观测信号通常由多种事件响应共同构成，可表示为：

$$d_m[k]=d_m^f[k]+d_m^u[k]+d_m^p[k]+n_m[k] \tag{5}$$

式中，$d_m^f[k]$表示真实人工光源频闪引起的事件响应；$d_m^u[k]$表示相机抖动、手部挥动及非稳定目标运动引起的运动响应；$d_m^p[k]$表示风扇、旋转部件等周期性机械运动引起的响应；$n_m[k]$表示随机事件噪声及其他未建模扰动。

不同成分在频域中具有不同表现。非稳定运动中，速度和方向随时间变化，事件响应往往在低频形成较强背景，可能表现为展宽的谱响应，较弱的频闪谱峰可能被其掩盖；周期性机械运动具有稳定的重复过程，也可能在幅度谱中形成显著窄带峰值，仅根据频率和幅值难以判断其来源；PWM等非正弦光源产生的高次谐波还可能在检测响应上超过基频，选取幅度最大的谱峰，就可能将倍频误判为真实基频。

因此，本文需要解决的问题可形式化表示为

$$F=g(E),F\in(0\cup[1,500])^{H_b\times W_b} \tag{6}$$

式中，g表示待构建的频闪频率估计算法；H_b和W_b分别表示成像平面在垂直和水平方向上的区块数量；F表示输出的空间频率分布，[1, 500] Hz是本文设定频率的检测范围。对于检测到可信频闪的区块，其对应位置记录其估计频率；对于未检测到可信频闪的背景区块，其输出记为0。

由此，空间分辨频闪频率估计的核心是在保留事件空间位置的同时，从混合事件信号中可靠提取各区块内的真实光源基频，并抑制非稳定运动形成的低频背景、周期性机械运动产生的伪窄带峰以及高次谐波导致的倍频误判。

2 频闪频率估计算法

2.1 算法总体架构

针对复杂动态场景下光源频闪的高频、弱信号以及易受干扰等特性，本文提出一种面向复杂动态场景的事件相机空间分辨频闪频率估计算法。算法整体流程如图2所示。1）系统接收事件相机的事件流，将事件平面划分为空间区块，并在每个区块内统计正负极性事件的响应，并通过固定时间切片和滑动时间窗形成等间隔一维信号。2）对各区块信号去除直流分量后执行快速傅里叶变换（fast Fourier transform，FFT），同时保留幅度谱和复数谱；前者用于候选筛选和谐波验证，后者用于修正基频处的跨区块相位分析。3）结合局部频段尖锐度和全局能量占比，构建候选置信度，抑制低频运动产生的平缓宽带响应。4）针对初筛后锁定的高置信度峰值，结合光源调制脉冲的物理因果关系执行谐波一致性验证，将高次倍频掩盖的真实基频准确恢复。5）在确认真实基频后，提取该频率下的复数域信息，基于“全局相位同步”与“局部相位延迟”的物理差异计算幅度加权后的相位锁定值（amplitude-weighted phase locking value，AwPLV）（Kovach，2017），剔除机械周期干扰，输出最终的高精度频闪参数。

2.2 基于滑动时间窗的事件时空信号重构

为保留频闪事件在成像平面中的空间位置，并将异步事件流转换为适于频域分析的规则时间信号，本文对事件流进行空间区块划分与时间离散化处理（余磊等，2023）。

设事件相机的空间分辨率为$(H\times W)$，将成像平面划分为尺寸为$(B_h\times B_w)$的非重叠区块，则垂直方向和水平方向的区块数量分别为$H_b=\left\lfloor\frac{H}{B_h}\right\rfloor$，$W_b=\left\lfloor\frac{W}{B_w}\right\rfloor$，全图共包含$M=H_bW_b$个空间区块。对于坐标为$(x_i,y_i)$的事件，其所属区块索引可表示为

$$m_i=\left\lfloor\frac{y_i}{B_h}\right\rfloor W_b+\left\lfloor\frac{x_i}{B_w}\right\rfloor+1 \tag{7}$$

该映射将原始像素坐标转换为连续的区块编号，使同一区域内的事件能够被并行聚合。

在时间维度上，本文以$\Delta t=1$ ms为时间切片间隔，对落入第k个时间切片和第m个空间区块的正、

© 中国图象图形学报版权所有

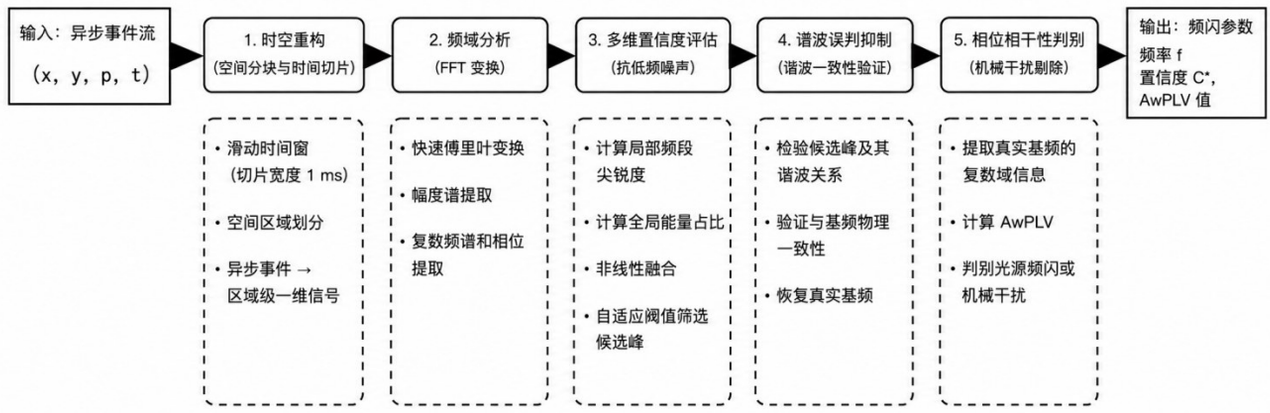


图2　算法总体架构

Fig. 2　Overall architecture of the proposed algorithm

负事件分别计数，记为$N_{m,k}^{+}$和$N_{m,k}^{-}$。然后让两者之差作为区块内的极性净响应$d_m[k]$。

考虑到局部运动边缘或突发事件可能在短时间内产生较大的事件计数，直接使用极性净响应容易使少量异常脉冲在频谱中占据较大权重。为压缩信号动态范围，同时保留光强变化方向，本文采用带符号对数变换，将第m个空间区块在第k个时间切片内的极性净响应$d_m[k]$映射为

$$s_m[k]=\mathrm{sgn}(d_m[k])\ln(1+|d_m[k]|) \tag{8}$$

式中，$s_m[k]$表示对原始极性净响应$d_m[k]$进行带符号对数压缩后得到的频谱分析输入，即第m个区块在当前窗口内的第k个信号样本。该变换在保留极性方向的同时压缩突发事件计数的动态范围。

经过上述处理，每个空间区块均对应一条等时间间隔的离散信号序列。系统采用先进先出队列维护长度为N的滑动时间窗：$[s_m[r-N+1],\cdots,s_m[r]]$式中，$r$表示当前时间切片索引。随着新时间片不断写入，最早的数据被移出队列，从而持续更新各区块的观测信号。对滑动时间窗内的区块信号去除直流分量后，执行离散傅里叶变换：

$$X_m[q]=\sum_{k=0}^{N-1}(s_m[k]-\bar{s}_m)\exp(-j\frac{2\pi qk}{N_{\mathrm{FFT}}}),(9)$$

$$q=1,2,3,\ldots,\frac{N_{\mathrm{FFT}}}{2}$$

式中，$\bar{s}_m$为区块信号均值，N_{FFT}是FFT点数，$X_m[q]$是第m个区块在第q个频率索引处的复数频谱，由该复数频谱可进一步得到幅度谱以及对应的复数相位信息。幅度谱用于候选频率检测与谐波分析，复数频谱则用于后续跨区块相位一致性判别。

2.3　抑制低频运动噪声的多维置信度评估模型

在动态场景中，在获取区块级时间信号并执行FFT后，频谱面临的首要干扰是宏观运动产生的低频背景。相机抖动、手部挥动及目标移动会使场景边缘持续穿过局部区块，并触发运动事件。其频谱能量容易在低频段形成连续背景。

2.3.1　宏观运动噪声的物理成因与低频聚集机理

设随机速度扰动为$v(t)\sim N(0,\sigma_v^2)$，其位置位移$s(t)$为速度的瞬时积分，即$s(t)=\int v(t)dt$。根据傅里叶变换的积分性质，当$P_{vv}(f)$在目标频带内近似平坦时，位移信号在频域中的功率谱密度满足(Oppenheim 等，1997)：

$$P_{ss}(f)=\frac{P_{vv}(f)}{(2\pi f)^2}\propto\frac{1}{f^2} \tag{10}$$

式中，$P_{ss}(f)$为位移信号的功率谱密度；$P_{vv}(f)$为速度扰动的功率谱密度；f为信号频率。尽管速度扰动现实中并不平稳，事件也可能因为场景梯度等原因让区块事件频谱分布不严格服从$1/f^2$，但式(10)能够解释实验中运动事件能量向低频区域集中并形成连续背景的现象。

2.3.2　引入CFAR的局部底噪估计与信噪比提取

为削弱低频运动噪声的能量优势，本文将CFAR引入事件频谱分析。其核心思想是对频点相对于邻域底噪的突出程度进行建模(Rohling，1983；袁湛等，2011)。对于幅度谱$M(f)$，局部底噪$N_{\mathrm{est}}(i)$由训练单元内的幅度均值估计得出：

$$N_{\mathrm{est}}(i)=\frac{1}{2T}\left(\sum_{j=i-T-G}^{i-G-1}M(j)+\sum_{j=i+G+1}^{i+G+T}M(j)\right) \tag{11}$$

式中，i为待检测频点索引，G为单侧保护单元数量，

© 中国图象图形学报版权所有

T为单侧训练单元数量，因此两侧共包含$2T$个训练单元。

随后计算CFAR门限系数$\alpha = 2T(P_{fa}^{-1/2T} - 1)$，其中$P_{fa}$为虚警概率，当$M(i) > \alpha N_{est}(i)$时，该频点被保留为候选频率。进一步定义局部信噪比：

$$R_{snr}(i) = \frac{M(i)}{N_{est}(i) + \varepsilon} \tag{12}$$

式中，ε为防止除零的极小值。该局部信噪比将用于低频候选的置信度评估。

2.3.3　基于局部频谱尖锐度的峰形约束

仅依赖统计信噪比仍难以完全区分宽带运动突变与窄带频闪。为此，本文引入频谱结构约束以进一步区分周期信号与随机扰动。真实光源通常是PWM调制的。其亮度变化是高度相干的确定性周期信号。在有限时间窗FFT下，其频谱表现为有主瓣和旁瓣的Sinc函数（Harris，1978）。相反，在本文观测的局部事件信号中，随机运动由于运动速度和方向的变化，会使其频谱能量分散至相邻频点，形成较高的低频背景或展宽峰（Barclay 等，2025）。

基于此差异，系统在待检测频段内设定宽度为ΔW的滑动窗口，提取局部包络基底$E_{local}(i)$：

$$E_{local}(i) = \frac{1}{|\boldsymbol{\Omega}_i|}\sum_{j\in\boldsymbol{\Omega}_i} M(j) \tag{13}$$

式中，$\boldsymbol{\Omega}_i$表示以频点i为中心的局部频率邻域，$|\boldsymbol{\Omega}_i|$为该邻域内包含的频点数量，$M(j)$为第j个频点处的幅度谱值。进一步定义局部尖锐度：

$$R_{shape}(i) = \frac{M(i)}{E_{local}(i) + \varepsilon} \tag{14}$$

真实频闪信号在频域呈现能量聚集特性，$R_{shape}(i)$往往较高；而运动噪声作为连续宽带谱，导致$R_{shape}(i)$值较低。系统据此设计非线性激活函数，得出形貌置信度C_{shape}：

$$C_{shape}(i) = 1 - \exp(-\alpha_{shape}\cdot\max(R_{shape}(i) - R_{th},0)) \tag{15}$$

式中R_{th}为尖锐度激活门限，α_{shape}为频谱尖锐度置信度增长系数。根据式（12），将局部信噪比$R_{snr}(i)$映射到[0，1]区间，得到统计显著性置信度：

$$C_{snr}(i) = 1 - \exp[-\alpha_{snr}\cdot R_{snr}(i)] \tag{16}$$

$C_{snr}(i)$用于衡量频点相对于CFAR局部底噪的统计突出程度，而$C_{shape}(i)$用于衡量该频点相对于局部频谱包络的峰形尖锐程度，α_{snr}为局部统计显著性置信度增长系数。

而对于高于15 Hz的频段，运动底噪主导效应相对减弱，本文采用基于全局的高频置信度：

$$C_{global}(i) = 1 - \exp(-\alpha_{global}\frac{M(i)}{\sum_j M(j) + \varepsilon}) \tag{17}$$

$\sum_j M(j)$表示当前区块在有效频带内的频谱幅值总和，α_{global}为全局能量置信度增长系数。最终，系统以15 Hz为界实施分段融合：

$$C_{final}(i) = \begin{cases} C_{snr}(i)\cdot C_{shape}(i), & f_i < 15\ \text{Hz} \\ C_{global}(i), & f_i \geqslant 15\ \text{Hz} \end{cases} \tag{18}$$

式中$C_{final}(i)$为第i个频点的最终置信度。对低频候选，系统既检查谱峰显著度，也检查谱峰的尖锐度，以减少宽带运动背景的干扰。高频部分主要根据全局能量占比保留稳定的频闪响应。筛选得到的候选频率和对应置信度用于后续谐波校正。

2.4　高频谐波验证模型

多维置信度评估能够筛选出显著的候选谱峰，但受光源非正弦调制特性的影响，最高置信度频率仍可能对应高次谐波，而非真实基频（Klapuri，2003），因此需要进一步恢复物理基频。

2.4.1　基频恢复机制

PWM驱动光源的光强变化在时间域上近似于占空比为D的方波脉冲序列（Holmes 和 Lipo，2003）。该周期脉冲信号可表示为：

$$[I_{pwm}(t) = I_0 + \sum_{n=1}^{\infty}\frac{2A}{n\pi}\sin(n\pi D)\cos(2\pi n f_{base}t)] \tag{19}$$

式中，I_0为直流偏置分量；A为脉冲物理振幅；n为谐波阶次；$D\in(0,1]$为占空比；f_{base}为真实的物理基频。式（19）表明当占空比D取特定值或受噪声叠加时，观测谱中的倍频峰可能超过基频，导致算法将倍频错误判定为主频。据此，算法锁定最高置信度频峰值f_{peak}，然后设定整数分频系数k，逐一反推可能的物理基频：$f'_{base} = (f_{peak}/k)$。算法规定：对于候选基频f'_{base}，算法考察其相对主峰的置信度比与幅值比都大于经验阈值时，将其更新为物理基频。修正后的频率及相应复数谱系数继续用于下一节的周期来源判别。

2.5　基于复数域相位相干性的机械干扰剔除模型

经过局部统计显著性与频谱尖锐度联合筛选后，系统能够获得具有显著窄带特征的候选周期分量，但还不能判断它是否来自光源频闪。风扇、旋转叶片等周期性机械运动目标具有稳定的重复运动过

© 中国图象图形学报版权所有

程,其产生的事件响应同样可能表现为高信噪比、尖锐窄带峰(Baldini 等,2024)。为区分这两类信号,本文进一步利用FFT复数频谱中的空间相位信息,判断候选基频的来源。

2.5.1 光速同步与机械扫描的物理差异

光源亮度变化到达传感器各像素的传播时间差远低于事件相机分辨率,因此各区块通常表现出较强的时间同步性。在进行FFT后,这些不同区块在目标频率f_0处的复数表示$X_i = |X_i|e^{j\theta_i}$,其相位角θ_i理论上应当基本一致。

机械扫描的局部时间延迟与相位梯度与之截然不同,机械转子扫过相邻的空间区块A和B时,会存在一个较大的物理时间差$\Delta t_{A\to B}$。根据傅里叶变换的时移定理,时域上的时间延迟Δt,在频域上将严格等效为一个与频率成正比的相位偏移$\Delta\phi$(Oppenheim 等,1997):

$$\Delta\phi = 2\pi f\Delta t = 2\pi f\frac{\Delta x}{v_{\text{edge}}} \tag{20}$$

式中,$\Delta\phi$为相邻区块在同频点下的空间相位差;Δx为相邻区块沿扫描方向的间距,v_{edge}为该方向的机械边缘扫描速度。式(20)表明,周期性机械运动往往会在不同空间区块之间形成相位梯度或相位分散,而真实频闪区域通常具有更高的跨区块相位一致性。

2.5.2 幅度加权相位锁定值计算

为了量化上述物理差异,本文直接利用FFT输出的完整复数值进行矢量合成。考虑到不同空间区块在候选频率处的响应强度和相位估计可信度存在差异,本文仅选取经过前述候选筛选和谐波校正后、频率与修正后基频一致的高置信度区块参与相位统计。与对各区块单位相位向量进行等权平均的标准PLV不同,本文保留复数频谱向量的幅值信息,使幅值较强的有效区块在统计中具有更高权重。该设计能够突出由主要频谱能量支持的频闪响应,并减小弱响应区块中不稳定相位和随机噪声对判别结果的干扰。因此,本文将该指标定义为幅度加权相位锁定值。

设修正后基频为f,参与统计的同频高置信度区块数量为M,第m个区块在频率f处的复数频谱向量为$X_m(f)$,则复数频谱向量集合表示为$\{X_m(f)\}_{m=1}^{M}$。本文定义AwPLV为:

$$\text{AwPLV}(f) = \frac{\left|\sum_{m=1}^{M} X_m(f)\right|}{\sum_{m=1}^{M}|X_m(f)|} \tag{21}$$

式中,分子为各空间区块对应复数频谱向量在复平面上的矢量和模长,分母为各向量幅值之和。当所有区块的复数频谱向量同时乘以相同系数时,AwPLV保持不变。因此,该指标并不表征场景的总事件能量,而是衡量主要频谱能量所对应的空间相位一致程度。

对于真实光源频闪,受照区域内不同区块通常产生持续、稳定的同频事件响应,其复数频谱向量在复平面上的方向具有较高一致性,因此AwPLV趋近于1。机械扫描的情况有所不同:运动到达各区块的时间存在差异,造成相位延迟,使向量方向分散。合成时,这些向量会发生部分相消,矢量和模长随之减小,AwPLV相应降低。由此可见,幅值较强的有效区块在AwPLV中具有更大贡献,是本文为突出主要频闪响应而有意采用的设计,而非对所有空间区块进行等权相位统计。若不同区块间存在真实的相位离散,即使个别区块幅值较大,矢量合成时仍会发生方向偏差和部分相消,AwPLV相应降低。因此,幅值加权并不会掩盖相位离散,而是使统计结果更聚焦于相位估计可信的区块。同时,参与统计的区块均经过候选筛选、同频限制和置信度约束,进一步保证了相位估计的可靠性。

基于上述差异,设定相位同步性阈值γ。若测得某频率处的AwPLV$(f) < \gamma$,系统将其判定为伪周期的机械扫描干扰,并将该频率在所有空间区块上的置信度强制置零。该判别机制利用光源频闪和机械运动的相位差异,实现了对幅度谱上难以区分的两类信号的有效解耦。

至此,候选筛选提供可信频点,谐波验证确定物理基频,AwPLV在该修正频率上完成周期来源判别,最终输出区块级空间频率分布。实现了对复杂动态场景中频闪信号的高鲁棒检测。

3 实验与分析

3.1 实验环境、指标与数据集

本文实验在配备Intel Core i7-13650HX处理器;NVIDIA GeForce RTX 4060 Laptop GPU及24 GB内

© 中国图象图形学报版权所有

存的硬件平台上进行，底层事件张量处理栈基于Python与PyTorch框架搭建(Paszke 等，2019)。

数据采用CenturyArks SilkyEvCam EvC3A事件相机(Gen3. 1传感器)采集，空间分辨率为640×480。相机对比度阈值设置为25%，偏置参数均保持出厂默认配置。采集镜头为ZLKC VS3518MPIR工业镜头，焦距35 mm，光圈设置为F1. 8，适配1/2英寸靶面。相机与光源之间的距离约为0. 5 m。实验环境中，暗室照度为7lux，日间室内场景照度范围为200～300 lux。

本研究自主构建了频闪测试数据集。光源采用STM32F103C8单片机驱动与数字示波器标定，稳定输出1-500Hz频闪真值。通过改变频闪频率、干扰类型及干扰位置形成不同采集序列。数据集共含140组事件序列，每条记录时长为5s，单条序列平均事件率的平均值为21. 133 Mev/s，PWM占空比为50%。为构建空间定位真值，本文按照算法输出对应的区块网格，对测试序列进行标注。标注时仅参考事件累积结果、光源实际位置及示波器测得的频率真值。将光源中心等确定存在频闪的区块标为“确定频闪”，将灯体边缘、光晕、反射区块标为“可能频闪”，将明确不存在频闪的区块以及干扰区块标为“无频闪”。其中，“可能频闪”区块不参与空间定量评价。

本文方法为确定性信号处理流程，不涉及数据驱动模型训练。数据集共包含140组事件序列，其中100组作为测试序列，用于方法对比、消融分析和参数敏感性分析。考虑到工程阈值的选择可能受主要实验序列影响，在全部参数确定并保持固定后，另采用40组补充验证序列进行一次性评价，且不根据该部分结果重新调整参数。两部分序列采用相同的采集与标注规范。其中100组主要实验序列可划分为三种典型场景：

纯净光源场景(20组)：无明显背景干扰，仅含确定性频率的闪烁光源，用于测试测频精度以及范围。

低频运动干扰场景(40组)：在频闪光源旁引入随机手部挥动或物体晃动，以及手持缓慢移动相机，评估算法对运动底噪的抑制能力。

机械运动干扰场景(40组)：引入转频约45 Hz或50 Hz的四叶风扇、低速陀螺等周期性干扰，设置在光源周围约10 cm范围内的不同空间位置。验证机械伪影清除能力。

同时本文构建四项量化指标衡量算法在测频能力、抗低频干扰、抗机械伪影及整体准确性四个维度的表现。

1)基频检出错误率：全部100组测试序列中，若预测基频与物理真值的绝对偏差超过1Hz，即认为该样本测频错误。此错误主要包括谐波混淆、频率误判和漏检，而非一般的小幅测量偏差。

2)低频杂波误报率：在40组含随机手部挥动、相机抖动的频闪场景中统计。若“无频闪”区域被检测出非频闪频率的区块超过3个，判定为低频误报。

3)机械伪影误报率：在40组频闪与机械干扰共存的场景中统计。若“无频闪”区域被检测出非频闪频率的区块超过3个，判定为机械误报。

4)综合错误率：若一条序列发生前三种错误中的任意一种，则将该序列记为错误样本，除以总样本数得到综合错误率。

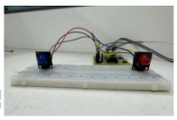
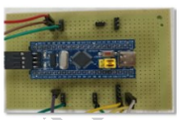
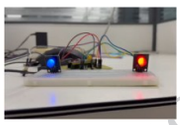
此外，基于上述三态标注，在排除“可能频闪”区块后，本文计算区块级交并比(intersection over union，IoU)，并在有频率输出的“确定频闪”区块上计算平均绝对误差(mean absolute error，MAE)，平均相对误差(mean relative error，MRE)。该指标仅用于评价本文方法的空间定位能力和测频精度，具体结果见3. 4节。

本文方法采用40×40空间区块。上述“错误区块数超过3个”表示至少出现4个错误区块，约占完整视场的2. 08%。该阈值用于避免少量孤立噪声或边界响应直接导致整条序列被判为错误，属于固定的工程容差而非普适物理常数；其阈值敏感性将在3. 4节进一步报告。

3. 2　对比方法

为系统评估本文方法在复杂动态场景下的频闪频率检测性能，本文选取8种代表性方法作为对比基线。第一类为传统信号处理方法，包括FFT峰值检测(Baseline 1)(Cooley 和 Tukey，1965)、时域自相关法(Baseline 2)(Rabiner，1977)和Welch分段平均功率谱估计方法(Baseline 3)(Welch，1967)，分别用于表征基于频谱主峰、时域周期相关性和平均功率谱的常规频率估计策略。第二类为事件相机频率检测方法，包括Pfrommer(2022)提出的Frequency Cam(Baseline 4)和ON-OFF Transition(Baseline 5)。其中，Frequency Cam通过逐像素事件信号的近似亮度

© 中国图象图形学报版权所有

（a） 频闪仿真平台 （b）单片机控制频闪频率　（c） 实测场景



（d） 数据集拍摄实例

（（a）stroboscopic simulation platform；（b）microcontroller-based stroboscopic frequency control；（c）actual measurement scene；（d）example of dataset image capture）

图3 实验平台

Fig. 3 Experimental platform

重构和边沿检测估计局部频率，ON-OFF Transition则利用正、负极性事件段之间的转换间隔估计局部周期。第三类为面向事件周期信号建模的方法，包括S-ROPE（Baseline 6）（Garcia Rodriguez等，2025），EEPPR（Baseline 7）（Kolář 等，2025）以及E-MLF（Baseline 8）（Wu 等，2026）。S-ROPE将事件极性序列视为亮度变化的离散导数，通过累积重构、趋势去除及傅里叶变换获得空间一致的频谱表示；EEPPR通过局部事件流的三维时空相关寻找重复事件模式，并根据相关峰之间的时间差估计周期现象的频率。E-MLF采用时间高斯加权体素化重构事件流，通过频率和空间两阶段聚类分离多个光源响应区域，并对各聚类信号进行带通滤波和傅里叶分析，最终输出像素级光源掩膜及对应频率。

为保证比较公平，除EEPPR与E-MLF外，所有方法均使用1 s分析窗口、1～500 Hz频率搜索范围和统一空间区块。由于EEPPR其原始输出并非本文所需的区块级频率图。因此，本文在相同RAW事件流上运行其周期估计流程，并将得到的局部频率结果按空间区块进行聚合，尺寸与原文一致为45×45，并形成统一的二维频率输出。E-MLF保留其原生像素级聚类输出，统计时将E-MLF的原生像素级聚类结果投影至40×40尺寸。二者均未引入本文方法的处理模块。

3.3 各方法定量性能对比分析

为定量评估各方法在复杂动态场景下的频闪检测性能，本文在100组测试序列上进行了系统对比实验，其中包括20组纯净光源场景、40组低频运动干扰场景以及40组机械运动干扰场景。各方法在基频检出错误率、低频杂波误报率、机械伪影误报率及综合错误率四项指标上的统计结果如表1所示。

表1 各个方法的频闪估计性能对比

Table 1 Comparison of flicker estimation performance across different methods

算法模型	基频检出错误率	低频杂波误报率	机械伪影误报率	综合错误率
FFT峰值检测（Baseline 1）	20%	100%	100%	82%
时域自相关（Baseline 2）	18%	87.5%	100%	78%
分段平均功率谱估计（Baseline 3）	10%	45%	100%	60%
Frequency Cam（Baseline 4）	14%	30%	100%	56%
ON-OFF Transition（Baseline 5）	10%	5%	100%	44%
S-ROPE（Baseline 6）	6%	7.5%	80%	35%
EEPPR（Baseline 7）	10%	15%	100%	48%
E-MLF（Baseline 8）	10%	87.5%	100%	77%
本文方法	**2%**	**0%**	**2.5%**	**3%**

注：加粗字体为最优解。其中基频检出错误率和综合错误率基于全部100组序列统计；低频杂波误报率和机械伪影误报率分别基于对应40组干扰序列统计。

© 中国图象图形学报版权所有

由表1可以看出，本文方法在基频检出、低频杂波抑制、机械伪影剔除及综合错误率四项指标上均取得最优结果。传统频域与时域方法（Baseline 1～Baseline 3）只在理想周期信号下具备基本测频能力。Welch分段平均功率谱估计通过分段平均降低了部分随机噪声影响，但仍难以恢复被谐波掩盖的真实基频。

Baseline 4～Baseline 7相较传统方法在部分场景中表现更好。Frequency Cam和ON-OFF Transition在部分中高频频闪场景中能够获得较稳定的测频结果，其中ON-OFF Transition将低频杂波误报率降至5%，但二者均无法区分周期机械运动与真实频闪。S-ROPE通过区块内正负事件聚合、趋势去除和谱峰显著性筛选获得主频及其置信度，其低频杂波误报率与基频检出错误率较低。然而，该方法的置信度主要反映周期谱峰显著性，并未显式判断周期成分的物理来源。EEPPR在稳定周期结构下能够产生响应，但其仍面向一般周期现象估计。E-MLF在本文低频杂波和机械伪影的误报率均较高，原因是E-MLF主要面向静态多光源的区域分离与逐光源测频，运动干扰产生的周期响应也可能被聚类并输出频率。

除S-ROPE外，其余基线的机械伪影误报率均为100%，S-ROPE为80%，表明仅提取周期性难以区分机械运动与真实频闪。相比之下，本文方法通过分析同一候选频率下不同空间区块的复数相位同步程度，引入相位一致性判别，利用光源亮度变化与机械运动在空间相位分布上的差异，增强了两类周期响应的区分能力，将机械伪影误报率降低至2.5%。

从综合错误率来看，本文方法仅为3%，明显低于最佳基线的35%。总的来说，各基线方法在周期信号分析、局部测频或多光源分离等任务中各具优势，其设计目标与侧重点有所不同，但它们的目标并非复杂场景下的人工光源频闪判别，仅依靠周期信息难以在动态场景下区分运动干扰和频闪。而本文方法通过“局部底噪建模—频谱结构约束—谐波一致性验证—相位一致性判别”的多阶段机制，在频谱显著性、基频物理一致性和空间相位同步性三个层面形成联合约束，因此能够在复杂动态场景中更稳定地提取真实频闪信号。所得结果体现了本文方法在复杂动态场景条件下的抗干扰优势。

3.4 可视化对比与本文方法综合性能分析

为了直观展示各算法在不同物理条件下的空间检测效果与抗干扰能力，图4给出了九种方法在三种典型场景下的频率分布与可视化对比结果。图中所有颜色均按1～500 Hz统一色标映射，相同颜色代表相同频率；粉色为事件累计底图，不表示频率。各列依次对应Baseline 1～Baseline 8及本文方法，各行分别对应以下场景：(a) 222 Hz无干扰频闪；(b) 4 Hz无干扰频闪；(c) 223 Hz频闪叠加手部扰动；(d) 177 Hz与200 Hz双频闪叠加手部扰动；(e) 37 Hz与200 Hz频闪叠加转频约45 Hz的四叶风扇；(f) 109 Hz频闪叠加转频约45 Hz的四叶风扇。

在无干扰场景中，如图4第1、2行所示，在高频场景中，各基线均能检测出频闪，但Baseline 4仍在非光源区域产生明显的低频虚警。在低频场景中，对比基线中仅Baseline 2和Baseline 6正确检测出基频，其余方法均有倍频成分输出，其中Baseline 4未能有效检出目标频率。本文方法则在两种频率条件下均能保留真实基频，并有效抑制非光源区域响应。

在低频运动干扰场景中，如图4第3、4行所示。Baseline 1与Baseline 2在运动区域产生了大范围的连续低频响应，将宽带运动能量误判为频闪。Baseline 3和Baseline 4能够削弱部分随机扰动，但运动区域中仍存在明显误检。Baseline 5对非周期低频运动具有较好的抑制效果，但在弱频闪区块中发生漏检。Baseline 6由于会从包含事件的区块中选取相对显著的频谱分量，部分无频闪区域仍产生频率输出。Baseline 7则在多周期成分共存或事件较稀疏的区块中仍出现高频异常结果。本文方法通过局

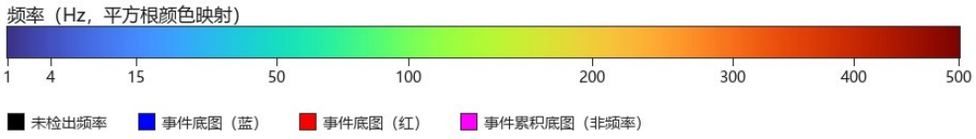
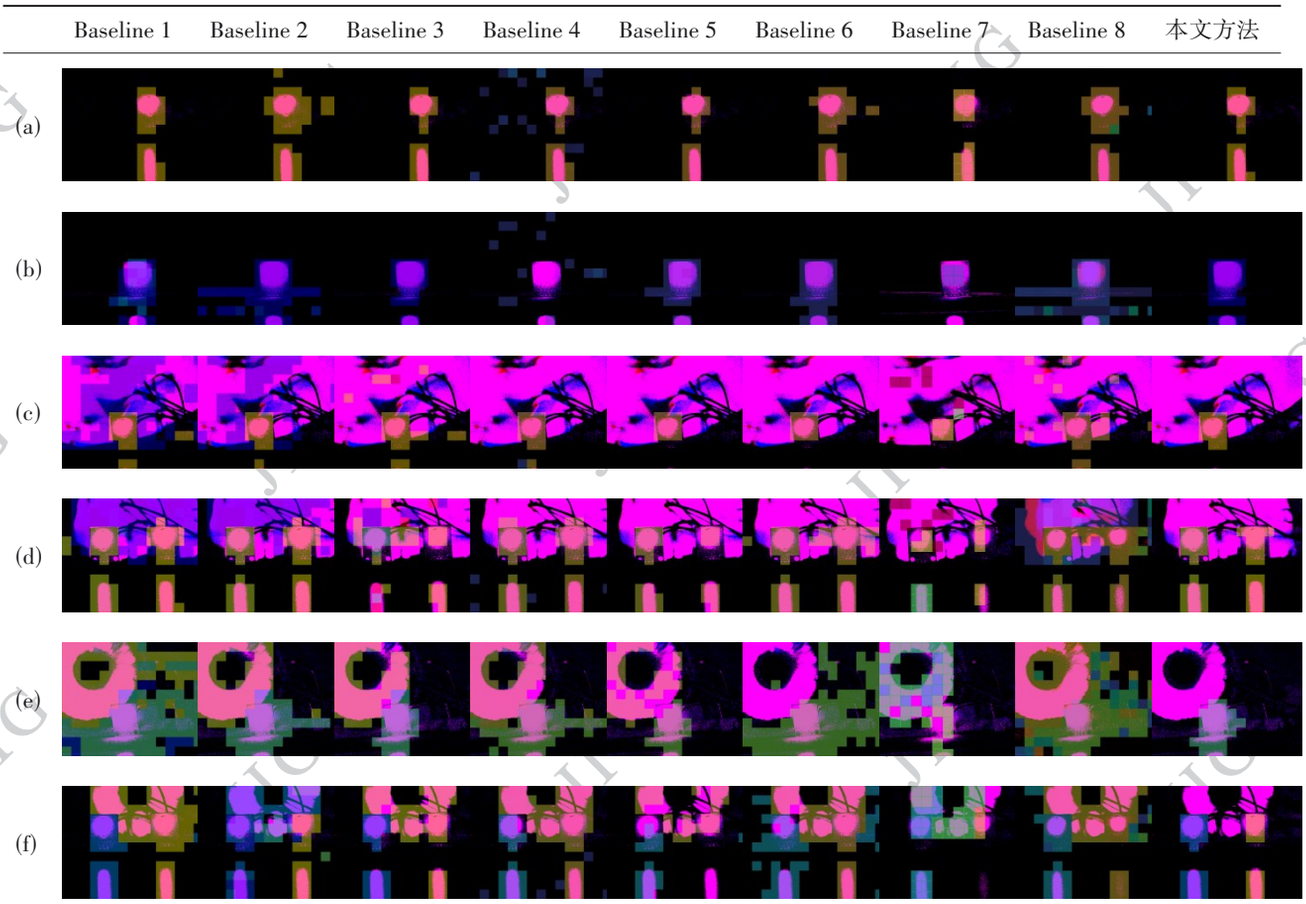


图4 典型场景下各方法频闪检测结果的可视化对比

Fig. 4 Visual comparison of flicker detection results for various methods in typical scenarios

© 中国图象图形学报版权所有



部频谱底噪估计和谱峰结构约束，有效抑制了运动区域中的平缓宽带能量，仅在真实频闪区域保留稳定响应。

在机械周期干扰场景中，如图4第5、6行所示，各基线方法均出现不同程度的机械伪影。Baseline 1～Baseline 5以及Baseline 8均将机械区域的稳定周期响应判定为频闪；Baseline 6仅在其中一组场景中实现了较好的分离，在另一组场景中仍保留机械响应。Baseline 7依据局部时空模板的相关峰间隔估计重复频率；由于风扇叶片具有相似的事件结构，不同区块输出多个与叶片扫过周期对应的机械频率。相比之下，本文方法利用不同空间区块的复数相位分布区分同步频闪与传播型机械运动，在抑制机械区域响应的同时保留真实频闪结果。

上述结果主要从典型场景对不同方法进行定性比较。为进一步量化本文方法的空间定位与测频精度，依据3.1节的三态标注，在排除“可能频闪”区块后计算IoU，并统计MAE与MRE。图5给出了具体评价过程，100组测试序列的统计结果见表2。

总体上，本文方法在绝大多数序列中均能稳定

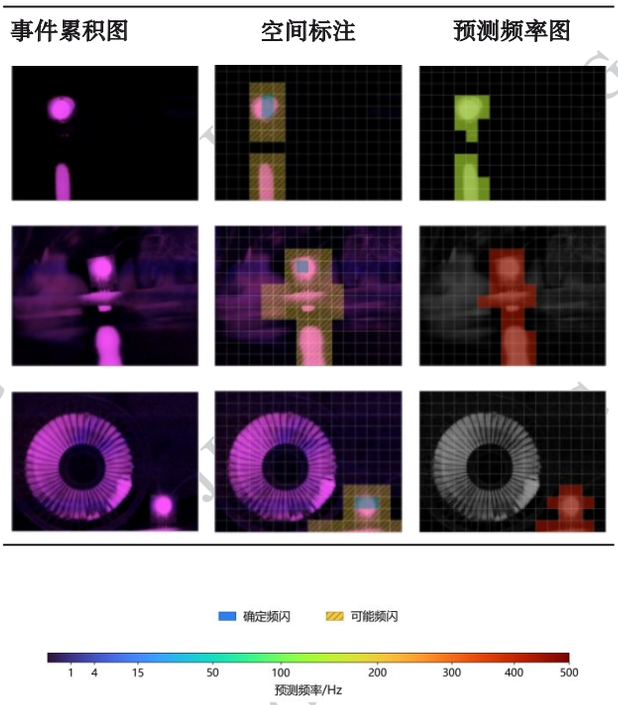


图5　三态标注下的空间定位评价示例

Fig. 5　Example of spatial localization evaluation under three-state annotation

© 中国图象图形学报版权所有

表2　本文方法的空间定位与测频精度

Table 2　Spatial localization and frequency-estimation accuracy of the proposed method

频段	频率范围	正确检出率/%	MAE/Hz（均值　标准差）	MRE/%	IoU/%
低频段	1≤f≤15Hz	100	0.0002±0.0003	0.0001	97.27
中频段	15<f≤100Hz	100	0.0078±0.0303	0.0081	97.21
高频段	100<f≤500Hz	97.26	0.0745±0.1211	0.0196	97.86

注：低频段、中频段和高频段分别包含11、16和73条序列，其中高频段有2条无有效输出。MAE、MRE和IoU仅对98条有效输出序列计算，各频段有效序列数分别为11、16和71。

The low-, mid-, and high-frequency bands contain 11, 16, and 73 sequences, respectively. Two sequences in the high-frequency band have no valid outputs. MAE, MRE, and IoU are calculated only for the 98 sequences with valid outputs, with 11, 16, and 71 valid sequences in the respective frequency bands.

恢复真实基频，并较完整地保留光源的空间响应。其中两条错误出现在机械干扰序列中，机械频率与真实灯频重合，导致真实光源响应被同步清除，此2条错检计入基频检出错误率。当错误区块阈值K由1变化至5时，综合错误率依次为6%、3%、3%、3%和2%，本文选择K=3，旨在容忍少量区块误报的同时保持较严格的序列级判定标准，该取值位于K=2～4综合错误率均为3%的稳定区间中部。K增至5时，允许的误报区块数增加，综合错误率进一步降低对应于评价容差的放宽，算法输出并未改变。

在完成上述参数分析并固定全部算法参数后，本文进一步在40组补充验证序列上进行一次性评价。按照第3.1节定义的序列级错误判定规则，40组序列均未被判定为错误，综合错误率为0%，对应的序列级正确率为100%。

3.5　核心模块与关键机制分析

为进一步分析各组成模块对整体性能的贡献，本节采用控制变量法进行分层消融实验。实验以仅包含区块FFT最大峰值检测的纯幅度谱模型为基础模型，并依次加入CFAR局部底噪估计、频谱尖锐度约束、谐波一致性验证和幅度加权相位一致性判别。各模型在100组测试序列上的定量结果如表3所示。

表3　各核心模块对频闪检测性能的消融实验结果

Table 3　Ablation results of key modules for flicker detection performance

模型编号	基频检出错误率(%)	低频杂波误报率(%)	机械伪影误报率(%)	综合错误率(%)
M1 (Base)	20.0	100	100	88.0
M2 (M1+CFAR)	19.0	15.0	100	57.0
M3 (M2+尖锐度约束)	10.0	0	100	48.0
M4 (M3+谐波逆推)	2.0	0	100	42.0
M5 (M4+AwPLV)	**2.0**	**0**	**2.5**	**3.0**

注：加粗字体为最优解。

3.5.1　抗低频运动噪声机制分析

由表3可知，基础幅度谱模型M1在相机抖动和背景运动条件下产生了较高的低频杂波误报率。如图6(a)所示，部分低频运动响应的幅值高于真实频闪峰值，使二维空间网格中出现大范围虚警，如图7(a)所示。

© 中国图象图形学报版权所有

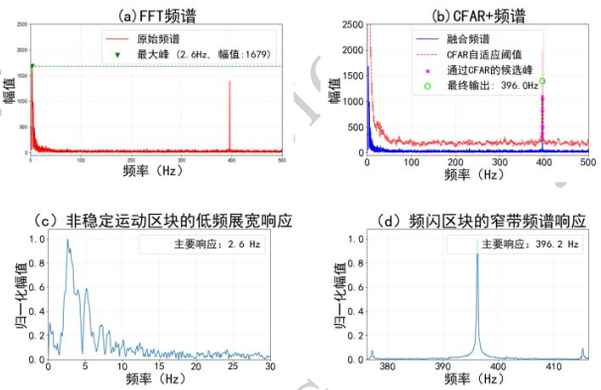


图6 CFAR与频谱形态约束抗低频机制消融分析可视化

Fig. 6 Visualization of the ablation analysis regarding the anti-low-frequency mechanism based on CFAR and spectral shape constraints.

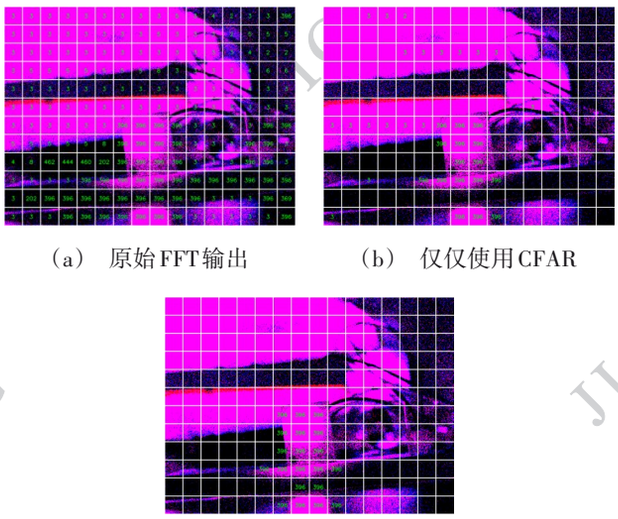
引入CFAR底噪建模后，M2可以根据局部频谱自动估计底噪，得到了动态底噪包络（图6(b)）。然而，如图7(b)所示，仅依靠统计信噪比仍有部分噪声能够发生逃逸。为了有效剥离残余噪声，M3进一步引入了频谱尖锐度约束。该机制利用真实频闪的窄带尖峰（图6(d)）与运动噪声的宽谱分布（图6(c)）之间的结构差异，对残余的噪声进行再次筛除。融合两套机制后，可以有效去除平缓的运动伪影。如图7(c)的二维输出所示，随着CFAR和尖锐度约束的加入，系统背景的低频噪声得到了进一步的抑制，而真实频闪区域得以保留。

3.5.2 高频谐波验证与基频恢复机制分析

由于脉冲调制频闪在实际采集中通常表现出明显的非正弦周期特征，其高次谐波的能量易反超其基波分量。传统寻峰逻辑很容易将倍频峰误判为主频（图8(a)(b)）。引入谐波逆推机制（M4）后，算法通过对整数分频点进行整数分频候选校验，强制恢复被谐波掩盖的基频分量（图8(c)），显著提升了复杂调制光源下的测频精度。

3.5.3 基于复数域相位锁定的机械干扰剔除分析

尽管M4在低频抑制与基频恢复上取得明显改善，但在机械伪影指标上仍超过95%，这意味着纯幅值域分析难以分辨机械周期扫描带来的混淆。最终，M5引入了AwPLV相位一致性判别，机械误报率大幅下降。在测试中，机械风扇区域因叶片物理扫描存在显著空间时间延迟，如图9(c)相位图呈现连续梯度色变；而如图9(d)所示，真实LED的各区块则相位高度凝聚。算法凭此物理差异响应判别，将



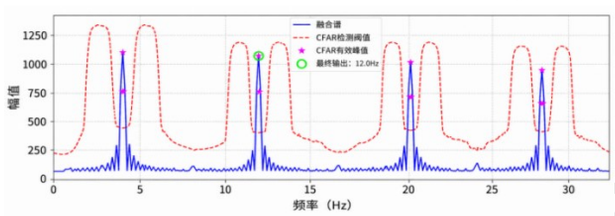
（a） 原始FFT输出 （b） 仅仅使用CFAR

（c） CFAR+尖锐度联合约束二维输出

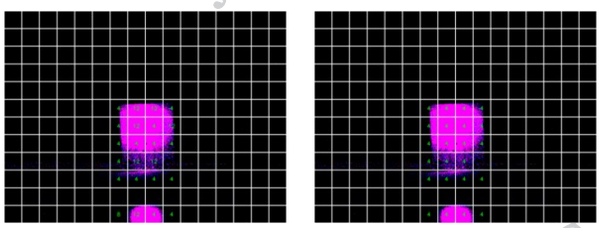
((a) Raw FFT output; (b) CFAR only; (c) 2D output with joint CFAR and sharpness constraints)

图7 数据集2D空间网格图

Fig. 7 2D spatial grid plot of the dataset



（a） 频闪光源的原始FFT与CFAR检测结果



（b） 无谐波验证时的空间频率输出 （c） 加入谐波验证后的空间频率输出

((a) Raw FFT and CFAR detection results for the strobe light source; (b) Spatial frequency output without harmonic verification; (c) Spatial frequency output with harmonic verification)

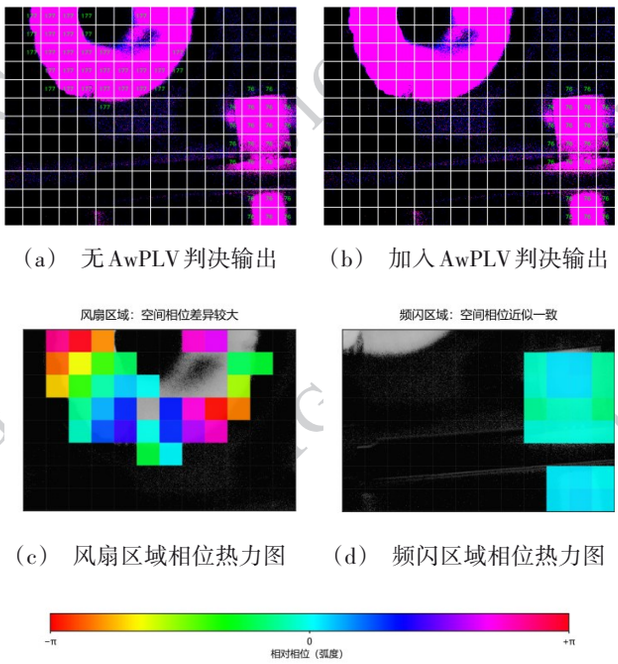
图8 高频谐波验证与基频恢复效果

Fig. 8 Effect of harmonic verification on fundamental frequency recovery

机械干扰在全图范围消除，仅保留真实光源输出。

消融结果表明，CFAR与尖锐度共同降低运动背景误检，谐波验证用于校正倍频主峰，AwPLV来

© 中国图象图形学报版权所有



（a） 无AwPLV判决输出　（b） 加入AwPLV判决输出

（c） 风扇区域相位热力图　（d） 频闪区域相位热力图

((a) Output without AwPLV decision; (b) Output with AwPLV decision included; (c) Phase heat map of the fan region; (d) Phase heat map of the strobe region)

图9 基于复数域相位一致性的机械周期干扰剔除效果

Fig. 9 Effect of complex-domain phase coherence on mechanical periodic interference rejection

源判别进一步清除幅度谱上仍然显著的机械周期响应。谐波校正得到的基频同时决定AwPLV的统计频点和同频区块集合，整个过程先找出周期信号，再确定真实基频，最后判断信号来自光源频闪还是机械运动。

3.5.4 关键参数与敏感性分析

为验证关键参数设置的合理性，本文进行单因素三档敏感性实验，即每次只改变一个参数，其余参数保持不变。具体实验结果见表4，表5。1 ms时间切片对应1000 Hz时序采样率，30 ms仅控制窗口填满后的稳态更新间隔。CFAR系数α由每侧训练单元数T和虚警概率P_{fa}解析计算：$\alpha = 2T(P_{\mathrm{fa}}^{-1/2T} - 1)$。

本文目标频率下限1Hz，其单周期持续时间为1 s，因此采用1s作为满足最低频率观测需求的最小分析窗。30 ms为分析窗填满后的稳态更新间隔，仅决定频率图的重新计算时刻，不参与区块信号计算。因此，在窗末时刻和窗口内容相同的条件下，更新步长不改变检测结果，本文不再对其进行准确率消融。

表4 结构参数对频闪检测性能的消融实验结果

Table 4 Results of ablation experiments on the effect of structural parameters on stroboscopic detection performance

参数	候选值	综合错误率/%	IoU/%	核心平均耗时/ms
区块尺寸/pixel	20×20 / **40**　**40** / 80×80	2 / **3** / 34	98.84 / **97.46** / 21.63	57.61 / **19.76** / **15.36**

由表4可知，区块尺寸20x20耗时过长，因此选择40x40尺寸。由表5可知，CFAR训练/保护单元数、虚警参数、低高频分段点及谐波置信度比在测试范围内均保持稳定。尖锐度阈值过高或尖锐度增益过低会造成低频序列漏检。AwPLV阈值由0.60提高至0.70后空间误检减少，而继续提高至0.80未产生明显变化。综合考虑错误率、空间定位稳定性并避免选择候选范围端点，最终采用表中加粗参数。

3.5.5 运行效率分析

为评价高频事件流下的稳态处理能力，本文在数据集上进行运行时间测试。表6给出了从区块信号组装到最终空间频率图输出的各模块耗时。

如表6所示，整体算法的均值处理时间低于30 ms更新步长，因此本算法满足近实时处理需求。

单窗口连续运行时，算法进程占20个逻辑处理器总容量的4.63%，GPU整卡占用率相对空闲状态平均增加9.10个百分点，进程内存均值为734.66 MiB，CUDA峰值分配显存为67.18 MiB。这表明算法在所测平台上的计算与显存开销较低，具备轻量化连续运行和实际部署的潜力。

3.6 真实光源场景验证

为验证所提方法对实际人工光源的检测能力，本文选取室外路灯和室内LED灯具进行实景采集。由于事件相机不输出彩色图像，图10左侧采用手机拍摄的同视角场景图，仅用于展示光源位置和场景外观，不参与算法处理；右侧为对应事件数据的空间频率检测结果。

由图10可见，所提方法能够在不同室内外光照

© 中国图象图形学报版权所有

表5　算法参数对频闪检测性能的消融实验结果

Table 5　Results of ablation experiments on the effect of algorithm parameters on stroboscopic detection performance

参数	候选值	综合错误率/%	IoU/%
CFAR训练单元/侧	6/**10**/14	3/**3**/3	97.09/**97.46**/97.57
CFAR保护单元/侧	2/**4**/6	3/**3**/3	97.40/**97.46**/97.57
CFAR虚警参数	10^{-2}/**10^{-3}**/10^{-4}	3/**3**/3	97.46/**97.46**/97.38
低/高频分段点/Hz	12/**15**/18	3/**3**/3	97.46/**97.46**/97.46
尖锐度阈值	2.4/**3.2**/4.0	3/**3**/9	93.10/**97.46**/84.15
尖锐度增益	0.1/**0.2**/0.3	9/**3**/3	84.15/**97.46**/94.94
全局置信度增益	20/**35**/50	3/**3**/3	97.21/**97.46**/97.38
局部信噪比增益	0.04/**0.08**/0.12	3/**3**/3	97.65/**97.46**/97.15
基频/主峰置信度比	0.20/**0.30**/0.40	3/**3**/3	97.46/**97.46**/97.46
基频/主峰幅值比	0.40/**0.50**/0.60	3/**3**/3	97.46/**97.46**/97.46
AwPLV拒绝阈值	0.60/**0.70**/0.80	18/**3**/3	77.07/**97.46**/97.46

注：加粗字体为本文参数。

表6　各模块运行时间与整体处理时延

Table 6　Runtime of individual modules and overall processing latency

处理阶段	均值/ms	方差/ms^2
窗口组装	1.88	1.49
极性融合与对数变换	0.56	0.01
去均值及FFT	0.57	0.01
频谱尖锐度	0.73	0.12
CFAR与置信度计算	2.31	1.13
候选选择	0.68	0.14
谐波与基频恢复	5.65	9.90
FFT结果组装	0.60	0.02
输出整形	0.10	0.01
置信度清理	0.52	0.01
AwPLV与频率抑制	6.16	6.45
整体核心链	**19.76**	**19.29**

注：计时不包含RAW解码和显示渲染。

条件下定位主要频闪光源区域，并在灯具所在区块输出稳定的频率估计。室外路灯与室内条形灯的形状、尺度和背景照度存在明显差异，但检测结果均主要集中于实际光源区域，说明该方法能够保留频闪信号的空间位置，表明该方法在所测试的真实人工光源场景中具有一定的空间定位和频率估计能力。



（a）　室外路灯场景1，左：手机参考图；右：空间频率检测结果



（b）　室外路灯场景2，左：手机参考图；右：空间频率检测结果



（c）　室内LED灯具场景，左：手机参考图；右：空间频率检测结果



((a) Outdoor street lamp scene 1; (b) Outdoor street lamp scene 2; (c) Indoor LED luminaire scene; Among these, left: smartphone reference image; right: spatial frequency detection result)

图10　真实人工光源场景下的空间频率检测结果

Fig. 10　Spatial frequency detection results in a real-world scene with artificial lighting

© 中国图象图形学报版权所有

4 结 论

本研究提出一种面向复杂动态场景的事件相机空间分辨频闪频率估计算法，旨在弥补传统光电传感器空间定位能力不足，并解决现有事件相机周期检测方法难以同时处理运动底噪、谐波误判和机械周期伪影的问题，实现光源频闪频率的空间分区估计与抗干扰检测。该方法将异步事件流重构为区块级一维信号，CFAR用于估计局部底噪，结合谱峰尖锐程度，可以削弱低频运动造成的宽带响应。随后，根据脉冲调制光源中的谐波关系，恢复被倍频掩盖的物理基频。在校正后的基频处，同频且置信度较高的区块参与AwPLV计算，利用同步光照与机械扫描在空间相位分布上的差异，剔除幅度谱上与频闪相似的机械周期响应。在自主构建的高动态频闪测试数据集上，所提方法具有较好的频率估计精度和抗干扰能力，能够控制复杂动态场景下频率检测错误率，并有效清除传统方法难以抑制的机械周期误报。目前，部分判别阈值仍依赖实验经验。多个同频光源若存在相位差，也可能形成复杂的空间相位分布，因此算法的泛化能力还需进一步验证。未来研究将重点从以下两方面展开：1）研究自适应阈值设置方法，使算法能够根据不同设备和场景中的事件响应强度自动调整参数，提高跨场景稳定性；2）在现有相位一致性判别基础上进一步引入局部相位结构建模，以增强开放环境下的适应性。

声明：在本文修订过程中，作者使用GPT-6.1（OpenAI）辅助进行引言表述调整、摘要目的等部分的英文翻译及文稿格式核查。使用时间为2026年10月21日至24日。关键提示概述包括：将中文摘要的目的部分翻译为英文；在保留原意和引文的基础上，将引言改得更通俗易懂；核查公式下标及相关格式。相关使用记录、工具输出及人工修改过程已保存于附件《聊天记录》中供审阅。作者根据研究内容对工具输出进行取舍、核查和修改，并对最终发表文章的内容承担全部责任。

参考文献（References）

Aydore S, Pantazis D and Leahy R M. 2013. A note on the phase locking value and its properties. NeuroImage, 74: 231-244 [DOI: 10.1016/j.neuroimage.2013.02.008]

Baldini S, Bernardini R, Fusiello A, Gardonio P and Rinaldo R. 2024. Measuring vibrations with event cameras. The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, XLVIII-2/W7-2024: 9-16 [DOI: 10.5194/isprs-archives-XLVIII-2-W7-2024-9-2024]

Barclay B M, Kostelich E J and Mahalov A. 2025. Doppler effects of nonlinear sensor motion in 3-D space: curvature, torsion, jolts, and directional wave propagation. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 73(3): 1840-1845 [DOI: 10.1109/TAP.2025.3533904]

Ben-Ezra D E C, Arad R, Padowicz A and Tugendhaft I. 2026. Probabilistic approach for detection of high-frequency periodic signals using an event camera. New Mathematics and Natural Computation, 22(1): 99-110 [DOI: 10.1142/S1793005726500067]

Bian Y F, Lei T H, Liu Z B, Guan B L, Shang Y and Yu Q F. 2024. Early warning for wind turbine blade collision using the event camera. Acta Optica Sinica, 44(22): 2212001 (扁逸飞，雷太航，刘子宾，关棒磊，尚洋，于起峰. 2024. 基于事件相机的风力发电机叶片扫塔预警方法. 光学学报，44(22): 2212001 [DOI: 10.3788/AOS241115]

Cooley J W and Tukey J W. 1965. An algorithm for the machine calculation of complex Fourier series. Mathematics of Computation, 19(90): 297-301 [DOI: 10.1090/S0025-5718-1965-0178586-1]

Gallego G, Delbrück T, Orchard G, Bartolozzi C, Taba B, Censi A, et al. 2022. Event-based vision: a survey. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 44(1): 154-180 [DOI: 10.1109/TPAMI.2020.3008413]

Garcia Rodriguez L, Konrad J, Drees D and Risse B. 2025. S-ROPE: spectral frame representation of periodic events//Computer Vision—ECCV 2024 Workshops. Cham: Springer: 307-324 [DOI: 10.1007/978-3-031-92460-6_19]

Guo R, Jia L, Hao H X, Mo H L and Li H. 2022. Rotational motion blur invariants based on Gaussian-Hermite moments. Journal of Image and Graphics, 27(8): 2458-2472 (郭锐，贾丽，郝宏翔，墨瀚林，李华. 2022. 基于Gaussian-Hermite矩的旋转运动模糊不变量. 中国图象图形学报，27(8): 2458-2472) [DOI: 10.11834/jig.210059]

Harris F J. 1978. On the use of windows for harmonic analysis with the discrete Fourier transform. Proceedings of the IEEE, 66(1): 51-83 [DOI: 10.1109/PROC.1978.10837]

Holmes D G and Lipo T A. 2003. Pulse Width Modulation for Power Converters: Principles and Practice. Hoboken: John Wiley & Sons [DOI: 10.1109/9780470546284]

Huang T J, Yu Z F, Li Y, Shi B X, Xiong R Q, Ma L, et al. 2022. Advances in spike vision. Journal of Image and Graphics, 27(6): 1823-1839 (黄铁军，余肇飞，李源，施柏鑫，熊瑞勤，马雷，等. 2022. 脉冲视觉研究进展. 中国图象图形学报，27(6): 1823-1839) [DOI: 10.11834/jig.220175]

© 中国图象图形学报版权所有

IEEE. 2015. IEEE Std 1789-2015 IEEE Recommended Practices for Modulating Current in High-Brightness LEDs for Mitigating Health Risks to Viewers. New York: IEEE [DOI: 10.1109/IEEESTD.2015.7118618]

Klapuri A P. 2003. Multiple fundamental frequency estimation based on harmonicity and spectral smoothness. IEEE Transactions on Speech and Audio Processing, 11(6): 804-816 [DOI: 10.1109/TSA.2003.815516]

Kolář J, Špetlík R and Matas J. 2025. EEPPR: event-based estimation of periodic phenomena rate using correlation in 3D//Seventeenth International Conference on Machine Vision (ICMV 2024). Bellingham: SPIE, 13517: 135170S [DOI: 10.1117/12.3055033]

Kovach C K. 2017. A biased look at phase locking: brief critical review and proposed remedy. IEEE Transactions on Signal Processing, 65(17): 4468-4480 [DOI: 10.1109/TSP.2017.2711517]

Liu Y C, Yu L, Yu H and Yang W. 2024. Visual place recognition with fusion event cameras. Journal of Image and Graphics, 29(4): 1018-1029 (刘熠晨,余磊,余淮,杨文. 2024. 融合事件相机的视觉场景识别. 中国图象图形学报,29(4): 1018-1029) [DOI: 10.11834/jig.230003]

Oppenheim A V, Willsky A S and Nawab S H. 1997. Signals and Systems. 2nd ed. Upper Saddle River: Prentice Hall

Paszke A, Gross S, Massa F, Lerer A, Bradbury J, Chanan G, et al. 2019. PyTorch: an imperative style, high-performance deep learning library//Advances in Neural Information Processing Systems 32. Vancouver: Curran Associates, Inc.: 8024-8035

Pfrommer B. 2022. Frequency Cam: imaging periodic signals in real-time[EB/OL]. [2026-07-07]. https://arxiv. org/abs/2211.00198 [DOI: 10.48550/arXiv. 2211.00198]

Posch C, Serrano-Gotarredona T, Linares-Barranco B and Delbrück T. 2014. Retinomorphic event-based vision sensors: bioinspired cameras with spiking output. Proceedings of the IEEE, 102(10): 1470-1484 [DOI: 10.1109/JPROC.2014.2346153]

Rabiner L R. 1977. On the use of autocorrelation analysis for pitch detection. IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 25(1): 24-33 [DOI: 10.1109/TASSP.1977.1162905]

Rohling H. 1983. Radar CFAR thresholding in clutter and multiple target situations. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, AES-19(4): 608-621 [DOI: 10.1109/TAES.1983.309350]

Sheinin M, Schechner Y Y and Kutulakos K N. 2017. Computational imaging on the electric grid//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Honolulu: IEEE: 2363-2372 [DOI: 10.1109/CVPR.2017.254]

Sheinin M, Schechner Y Y and Kutulakos K N. 2018. Rolling shutter imaging on the electric grid//2018 IEEE International Conference on Computational Photography. Pittsburgh: IEEE: 1-12 [DOI: 10.1109/ICCPHOT.2018.8368472]

Su L, Yang F, Wang X Y, Guo C D, Tong L L and Hu Q. 2022. A survey of robot perception and control based on event camera. Acta Automatica Sinica, 48(8): 1869-1889 (粟傈,杨帆,王向禹,郭川东,童良乐,胡权. 2022. 基于事件相机的机器人感知与控制综述. 自动化学报, 48(8): 1869-1889) [DOI: 10.16383/j.aas.c210263]

Welch P D. 1967. The use of fast Fourier transform for the estimation of power spectra: a method based on time averaging over short, modified periodograms. IEEE Transactions on Audio and Electroacoustics, 15(2): 70-73 [DOI: 10.1109/TAU.1967.1161901]

Wu Z G, Su C Q, Xiong B and Wang Y. 2026. E-MLF: event-based frequency detection for multiple light sources. Optics & Laser Technology, 193: 114083 [DOI: 10.1016/j.optlastec.2025.114083]

Wu Z X, Wang L L, Tu Y, Sun Y X, Jiang C S and Wang D. 2023. Effect of PWM dimming frequency of OLED smartphones on visual fatigue. SID Symposium Digest of Technical Papers, 54(S1): 379-382 [DOI: 10.1002/sdtp.16308]

Xu L X, Hua G, Zhang H J, Yu L and Qiao N. 2023. "Seeing" electric network frequency from events//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Vancouver: IEEE: 18022-18031 [DOI: 10.1109/CVPR52729.2023.01728]

Yu L, Liao W, Zhou Y L, Yang W and Xia G S. 2023. Event camera based synthetic aperture imaging. Acta Automatica Sinica, 49(7): 1393-1406 (余磊,廖伟,周游龙,杨文,夏桂松. 2023. 基于事件相机的合成孔径成像. 自动化学报,49(7): 1393-1406) [DOI: 10.16383/j.aas.c200388]

Yu L, Shi B X, Wang W, Yu Z F, Guo Y F, Qiao N, et al. 2025. Neuromorphic-enabled visual enhancement: principles, methods and recent advances. Journal of Image and Graphics, 30(6): 1593-1615 (余磊,施柏鑫,王威,余肇飞,郭宇飞,乔宁,等. 2025. 类脑赋能视觉增强:原理、方法与前沿进展. 中国图象图形学报),30(6): 1593-1615 [DOI: 10.11834/jig.240779]

Yuan Z, He Y and Cai F Q. 2011. Adaptive CFAR detector in a multi-target environment for SAR imagery. Journal of Image and Graphics, 16(4): 674-679 (袁湛,何友,蔡复青. 2011. 一种多目标环境下的SAR图像自适应CFAR检测方法. 中国图象图形学报, 16(4): 674-679) [DOI: 10.11834/jig.20110417]

Zhao G R, Shen Y R, Chen N, Hu P F, Liu L and Wen H K. 2024. EV-Tach: a handheld rotational speed estimation system with event camera. IEEE Transactions on Mobile Computing, 23(6): 7483-7498 [DOI: 10.1109/TMC.2023.3335221]

Zhou X Y, Duan P Q, Xiaokaiti Y, Xu C and Shi B X. 2025. Event-based visual vibrometry//Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision. Honolulu: IEEE: 24666-24676 [DOI: 10.1109/ICCV51701.2025.02287]

Zhu L B, Zhou Z H, Zhou Z Y, Qu Y Y, Zhang W H, Shi K Y, et al. 2026. Combined flicker-banding and moiré removal for screen-captured images[EB/OL]. [2026-07-07]. https://arxiv. org/abs/2602.01559 [DOI: 10.48550/arXiv. 2602.01559]

© 中国图象图形学报版权所有

作者简介

李莉，女，研究员，部门主任，主要研究方向为软件无线电 E-mail：451055520@qq.com

帅永旻，男，研究员，部门副主任，主要研究方向为数字信号处理 E-mail：shuaiym@qq.com

© 中国图象图形学报版权所有