事件双积分：从曝光约束到高速视觉接口

01 / 从模糊积分反推瞬时亮度

arXiv:1811.10180v2，pp.1–4；本册独立问题重述

把一张模糊图看成“损坏的照片”，容易把任务误写成锐化；把它看成快门打开期间的时间平均，问题就变成带事件观测的积分方程。EDI 的可贵之处不是学习更大的去模糊网络，而是利用事件给出的对数亮度增量，把每个像素的整条时间曲线约束到一族仅由参考亮度与对比阈值决定的函数上。帧提供绝对亮度锚，事件提供时间变化，二者互补。事件自身没有静态纹理的绝对值，单帧自身没有唯一的时间顺序。

本册以曝光中点 f 为参考，B 表示线性光强域的曝光均值，L(t) 表示未观测的瞬时强度，c 表示一次事件对应的对数对比度。全篇区分事件时间戳的微秒分辨率、重建帧输出间隔和实际计算延迟。它们分别回答“何时发生”“多久输出一次”“算一次多久”，不能互相替换。

文献身份在这里先校正：任务清单中的 1811.08238 是另一篇在线调度论文；Pan 等 EDI 的正确编号为 1811.10180v2，2018-11-27 修订，共 14 页，后发表于 CVPR 2019。英文原版为该 arXiv 版本。页面采用默认非独占分发许可，因此本册以独立推导和工程分析组织，不沿原文逐段替换。

$$B = \frac{1}{T}\int_{f-T/2}^{f+T/2} L(t)\,dt$$

$$\{(x_i, y_i, t_i, p_i)\}_{i=1}^{N} \quad p_i \in \{-1, +1\}$$

量 / Quantity	物理含义	单位或约束
B, L(t)	曝光平均 / 瞬时亮度	同一线性辐射域
t, T	时间 / 曝光长度	统一为 s 或 μs
E(t), c	带符号累计数 / 对数阈值	无量纲
光流 / velocity	二维位移 / 位移除以窗宽	px / px·s^{-1}

> A blurred frame is a measurement over an interval, not a sharp frame with a generic corruption. Events constrain relative log-intensity changes; the APS frame anchors their otherwise missing brightness offset. The useful abstraction is a per-pixel inverse problem with an explicit exposure window. Timestamp resolution, requested reconstruction cadence and computational latency must remain separate quantities. The corrected EDI identifier is 1811.10180v2; 1811.08238 belongs to an unrelated scheduling paper.

02 / 事件积分的符号和参考时刻

原文 p.3 §3.1、p.4 式(3)–(4)；本册显式边界条件

事件触发器比较当前对数亮度与该像素上次触发后的参考亮度。理想化模型把增量量化成 ±c，因此在忽略触发残差、漏事件与噪声时，事件的带符号和给出对数亮度差。要从曝光中点向前重建，不能把前半窗也按正向累计相加：积分上下限反向会自动引入负号。设 C(t) 为从曝光开始累计到 t 的极性和，那么 E_f(t)=C(t)−C(f) 是最不容易写错的实现。

同一时戳多个事件时，需固定左右连续约定；积分中的单点不影响连续时间曝光，但会影响恰在事件时刻请求的图像。数值实现宜使用右连续累计，并让搜索索引与该约定一致。事件阈值在真实传感器上可能随像素、极性、照度变化；全局常数 c 是便于求逆的模型近似，不是对器件逐像素标定的替代。

理想等式还隐藏一个触发残差 r(t)：真实对数变化为 cE_f(t)+r(t)−r(f)。当一个像素完全没有事件时，模型只知道变化未跨过阈值，不能严格证明它的亮度恒定。无事件区域的 EDI 结果等于 B，是最小假设下的补全，而非新测得的高频纹理。

$$e(t) = \sum_i p_i \delta(t - t_i), \quad E_f(t) = \int_f^t e(s)\, ds = C(t) - C(f)$$

$$\log L(t) - \log L(f) = c E_f(t) \quad \Rightarrow \quad L(t) = L(f) e^{c E_f(t)}$$

```
1. sort events by timestamp within each pixel
2. compute signed prefix counts C(t)
3. locate reference f using a fixed continuity rule
4. subtract C(f) from every requested prefix
5. never min-max normalize physical timestamps
```

> Use a prefix count C and subtract C(f). This handles times on both sides of the reference without an ad hoc sign branch. A deterministic convention at coincident timestamps makes reconstruction reproducible. The ideal event relation omits a bounded trigger residual; missing events, polarity asymmetry and threshold drift invalidate the exact equality. A pixel with zero events is not evidence of perfectly constant intensity.

03 / 双积分为何给出闭式参考帧

原文 p.4 式(5)–(6)；本册逐步代入与可逆条件

先把事件关系代入曝光积分。对一个固定像素，L(f) 与积分变量 t 无关，可以提出积分号；剩余的指数时间均值记为 A_f(c)。只要 B>0、c 有限且累计数有限，A_f(c)>0，因此参考亮度可由一次除法求出。再乘上目标时刻对应的指数增量，即得到整条潜在视频。这里的“双积分”不是先后对图像做两次普通平滑：内层是带符号事件累计，外层是在指数非线性之后做曝光平均，两者不可交换。

先对累计数求平均再取指数会发生 Jensen 偏差。指数是凸函数，指数均值通常大于均值的指数；把它们互换会低估 A，从而高估参考亮度。曝光中发生快速正负变化时，即使累计数的均值接近零，指数均值仍可显著偏离 1。平均对数亮度也不是相机实际记录的平均线性亮度。

无事件的极限提供最简单的单元测试：E_f(t)=0 时 A=1，所有输出均等于 B。若乘性增益把整幅线性输入放大 g，输出也应放大 g；若参考时刻改为另一个位置，只要累计函数同步平移，同一目标时刻的重建值应不变。这些代数不变量比“看起来更清晰”更早暴露符号和归一化错误。

$$A_f(c) = \frac{1}{T}\int_{f-T/2}^{f+T/2} \exp(cE_f(t))\,dt$$

$$L(f) = \frac{B}{A_f(c)}, \qquad L(t) = \frac{B\exp(cE_f(t))}{A_f(c)}$$

$$\mathbb{E}[e^{cE}] \geq e^{c\mathbb{E}[E]}$$

> The inverse is algebraic once the contrast threshold is fixed. The inner integral accumulates signed events; the outer integral averages an exponential in linear intensity. Exchanging exponentiation and averaging changes the model. Positivity guarantees a nonzero denominator. Zero-event, gain-equivariance and reference-time invariance tests are inexpensive checks of the implemented observation model.

04 / 对阈值求导：可辨识性在哪里

本册独立数学推导；以原文 p.4–5 的 c 为研究对象

阈值 c 决定了事件计数转成多大对数亮度变化。仅检查重建视频再积分是否返回 B，无法据此选出正确 c：每个 c 都能利用自己的分母 A 归一化而通过这一检查。曝光一致性是实现测试，却不是阈值真实性证明。需要另一个来源的标定、图像先验、多个观测之间的一致性，或者在合成数据中用已知阈值评估。

把曝光区间以 exp(cE) 为权重归一化，可得到一个时间概率密度 q_c。对 log A 求导，结果等于该加权分布下的事件累计均值；再求导等于方差，必定非负。因此 log A 是凸函数，而 log L(f)=log B−log A 对 c 是凹函数。原文完整图像能量却还包含空间 TV 与边缘相关，不能由这一单像素结论推成全局凸优化。

目标时刻对阈值的敏感度取决于它的累计数与曝光加权均值之差。远离该均值的时刻最容易把阈值误差放大成亮度误差。大累计数还会让直接 exp 溢出；应使用 log-sum-exp 求 log A，再在最终需要显示时指数化，并分别记录饱和像素而非悄悄截断后声称物理一致。

$$q_c(t) = \frac{e^{cE_f(t)}}{TA_f(c)}, \quad \partial_c \log A_f = \mathbb{E}_{q_c}[E_f]$$

$$\partial_c^2 \log A_f = \mathrm{Var}_{q_c}(E_f) \geq 0$$

$$\partial_c \log L(t) = E_f(t) - \mathbb{E}_{q_c}[E_f]$$

可手算的 CPU 例 / Worked example	值 / Value
c; interval weights w	0.2; [0.1,0.25,0.35,0.3]
Signed prefixes E; observed B	[-2,-1,0,2]; 0.42
A(c); reconstructed reference L(f)	1.069262; 0.392794
Weighted event mean; variance	0.520310; 1.845690

> Exposure consistency cannot identify c because the analytic denominator enforces it for every candidate. Differentiating log A produces a weighted mean and then a nonnegative variance. This local convexity does not make the full spatial image prior convex. Sensitivity grows when the requested event count differs from its exposure-weighted mean. Log-sum-exp avoids overflow without silently changing the forward model.

独立数值例：用本页 w 与 E 加权，输出再曝光应恢复 0.42；参考时刻改变不应改变同一时刻 L(t)。math_checks.py 检查这两个不变量及一、二阶导数。

05 / 从稀疏事件到张量维度流

原文 p.4 模型；本册离散实现与 CPU 参考算法

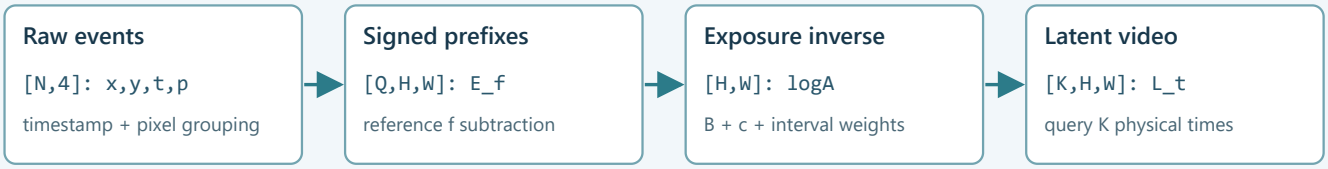
若以事件间隔分段，累计数在相邻事件之间恒定，外层积分可用区间长度乘常值指数精确计算；它不必靠均匀采样近似。把曝光边界与事件时刻合并排序，区间权重 w_j=Δt_j/T，满足和为 1。存在丢失时间段时，应显式标记覆盖不足，而不是把剩余时间重新归一化为完整曝光。

便于批处理的稠密实现可把时间离散为 Q 个边界，产生 [Q,H,W] 累计张量。它的内存约为 QHW 乘元素字节数，不随“事件很稀疏”自动下降。一个 100×256×256 的 float32 缓冲已经约 25 MiB，若并行试 100 个 c 直接广播成 [C,Q,H,W]，便超过 2.4 GiB。更合理的是逐候选或分块归约，复用累计数，最终只保留 [H,W] 的 log A。

EDI 没有神经网络张量流；应如实展示分析算子的维度，而不是虚构编码器。输入 [N,4] 经过像素分组与时间前缀变成分段事件轨迹；曝光归约给出 [H,W] 参考帧，再由 K 个查询时刻输出 [K,H,W] 视频。对于颜色图像，必须说明事件亮度通道和 APS 颜色通道的响应差异，不能直接给每个颜色通道套同一个常数并默认成立。

$$A_f(c) = \sum_j w_j e^{cE_j}, \quad w_j = \frac{\Delta t_j}{T}, \quad \sum_j w_j = 1$$

```
E = prefix(events) - prefix_at(f)   # 累计数：符号统一
logA = logsumexp(log(w) + c * E)    # 曝光时间权重
logLf = log(B) - logA               # 恢复参考亮度
L_t = exp(logLf + c * E_at(t))      # 查询潜在视频
reblur(L_t, w) == B                 # 只检代数不标定c
```



本册原创维度流图：按时间/像素分组、累计、曝光归约与目标时刻查询。

> EDI is an analytic pipeline, so the relevant tensor diagram describes prefix counts and temporal reductions rather than a fictional neural encoder. Exact piecewise-constant integration is possible between event times. Dense broadcasting over thresholds can dominate memory even for sparse input events. Stream the threshold dimension, reuse prefix counts and preserve the actual exposure duration.

06 / 锐度能量：负号比搜索器更重要

原文 p.5 式(7)–(9)、p.6 Figure 5；独立优化解读

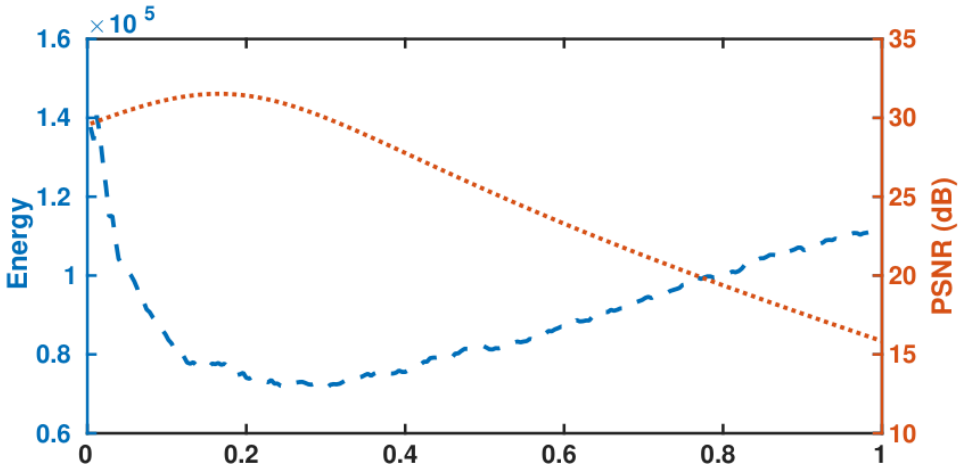
原文把全局阈值估计写成单变量图像能量搜索。一项是总变差，用于抑制重建中的空间振荡；另一项把重建亮度边缘与事件近时刻边缘相匹配。两个边缘图的相关值越大，代表对齐越强；所以在“最小化”写法中，它的系数必须为负。误把 λ 设为正，会惩罚应该保留的边缘。原文称 λ<0，复现时必须保留这个方向。

可将事件在时间上用衰减核聚合为 M_t，再用同一 Sobel 算子处理 M_t 与 L(c,t)。边缘匹配不能自动创造没有事件支持的纹理；同时，单纯追求大梯度可能把噪声和光晕当作锐度，TV 与边缘项需要配合。正文中 M(t) 积分的被积事件符号写成 e(t)，从积分语义看应依赖积分变量 s；本册按 e(s) 解释，并在校勘记录保留这一差异。

一维不等于单峰。先在物理可行区间做粗采样，查看能量盆地与饱和率；只有局部区间支持单峰假设时，黄金分割或 Fibonacci 搜索才有可靠依据。低纹理、缺事件或强噪声下，最优能量可能贴边或非常平坦，此时应返回低置信标记与重建残差，而不是输出很多小数位造成“已标定”的错觉。

$$M_t = \int_a^b e^{-\alpha|t-s|} e(s)\, ds$$

$$J(c) = \|\nabla L(c,t)\|_1 + \lambda \langle S(L(c,t)), S(M_t)\rangle, \quad \lambda < 0$$



原图 4，p.5：阈值扫描的能量与 PSNR；它示范某个实例，不是所有输入均单峰的定理。

> The edge-correlation term must receive a negative coefficient in a minimization objective. TV regularization and event-aligned edge evidence address different failure modes. A single scalar variable does not imply a unimodal objective. Bracket plausible basins before local search, and expose flat or boundary solutions as uncertain threshold estimates. The event integrand in the printed M(t) expression is interpreted as e(s).

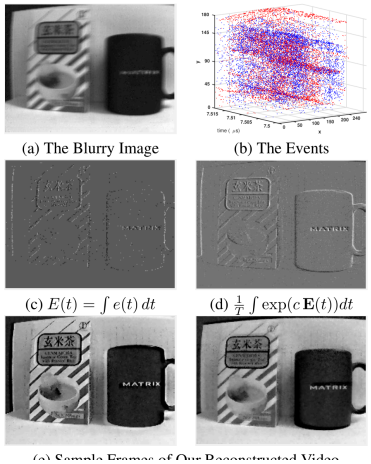
07 / 原图读法：第二个积分不是去噪器

原文 p.4 Figure 2；本册机制分析

图 2 把模糊 APS、时空事件、第一次累计、第二次指数积分以及输出潜在帧摆在一起。最值得观察的是：累计数图不是图像，而是相对曝光中点的对数变化索引；第二个积分则是每像素的曝光补偿因子。它可能在空间上呈现边缘结构，但不能单独拿它当“去噪后的事件图”。重建结果依然依赖输入 B 的纹理、饱和和传感器响应。

对一个亮边缘快速扫过的像素，参考时刻可能处在亮区，也可能处在暗区。若只用正事件数而忽略负事件，A 的大小和前后帧的对比度都会发生系统偏差。若把事件时间重新映射到固定 [0,1] 却没有同步保留曝光 T，在不等长曝光之间就失去同一物理意义。

实际读图要区分亮度清晰与几何正确。细边缘看起来更锐，不代表对应的光流、深度或粒子速度已经准确。摄影重建中的光晕会在后续梯度算子中放大。对事件流体测速，最重要的不是把每一帧都视觉锐化，而是恢复位置、位移和不确定性，并在时空标定下检验速度导数。



Pan et al., Figure 2，英文原版 p.4，300 DPI 原图裁图。署名、原始 PDF 页码及裁图坐标见 source_map.json。

> The two visualized integrals have different roles: signed change indexing versus exposure compensation. Neither is a generic denoised image. Sharp appearance cannot certify geometric correspondences or physical velocity. For downstream flow derivatives, reconstruction halos and systematic polarity errors may matter more than a visually pleasing edge. Preserve the linear frame and the timestamp calibration alongside any reconstructed video.

08 / 定量复盘：SSIM 最好不等于 PSNR 最好

原文 p.7 Table 1、§5.1；本册比较与计算

原文表 1 上半部评估恢复出的去模糊图像，下半部评估整段重建视频，两项不能交叉取最大值。图像任务中 EDI 的 PSNR 为 29.06 dB，低于 Tao 的 30.26 dB；EDI 的 SSIM 0.9430 则高于 Tao 的 0.9342。若只说“所有指标胜出”，就抹掉了真实权衡。视频任务中，EDI 为 28.49 dB/0.9199，优于先去模糊再重建与先重建再去模糊两条组合基线。

以视频 PSNR 为例，相对 Baseline 2 的 26.34 dB 提升 2.15 dB。在同一峰值定义下，均方误差比值为 10 的 −2.15/10 次方，约 0.610，即降低约 39.0%。这不是“PSNR 提升 8.2%”那类对分贝做线性百分比的误读。SSIM 的绝对差为 0.1109，也不应把它和 MSE 比例混合解读。

这些是原论文 GoPro 派生合成实验，不是本机新增实验。原作没有给出本项目要求的统一“神经网络模块消融”；相关证据是两种串联次序基线、阈值敏感图及事件/帧组合比较。它们支持联合观测建模的价值，却未单独隔离真实阈值不均、时间漂移和事件噪声的全部贡献。

视频 / Video method	PSNR dB ↑	SSIM ↑
Deblur → reconstruct	25.52	0.7685
Reconstruct → deblur	26.34	0.8090
EDI	28.49	0.9199

Table 1. Quantitative comparisons on the Synthetic dataset [21]. *This dataset provides videos can be used to generate not only blurry images but also event data. All methods are tested under the same blurry condition, where methods [21, 11, 34, 38] use GoPro dataset [21] to train their models. Jin [11] achieves their best performance when the image is down-sampled to 45% mentioned in their paper.*

Average result of the deblurred images on dataset[21]								
	Pan *et al.* [22]	Sun *et al.* [32]	Gong *et al.* [9]	Jin *et al.* [11]	Tao *et al.* [34]	Zhang *et al.* [38]	Nah *et al.* [21]	Ours
PSNR(dB)	23.50	25.30	26.05	26.98	**30.26**	29.18	29.08	29.06
SSIM	0.8336	0.8511	0.8632	0.8922	0.9342	0.9306	0.9135	**0.9430**
Average result of the reconstructed videos on dataset[21]								
	Baseline 1 [34] + [29]		Baseline 2 [29] + [34]		Scheerlinck *et al.* [29]		Jin *et al.* [11]	Ours
PSNR(dB)	25.52		26.34		25.84		25.62	**28.49**
SSIM	0.7685		0.8090		0.7904		0.8556	**0.9199**

原文 Table 1，p.7。保留原表便于核对任务、方法和所有基线。

> Read the image and video tasks separately. EDI does not top image PSNR, although it has the strongest SSIM in that table. For video reconstruction, the 2.15 dB advantage over the second serial baseline corresponds to approximately 0.610 times its MSE under the same peak convention. These are published synthetic results, not new local measurements. Serial baselines and threshold sensitivity are the relevant ablations available here.

09 / 误差预算：真实设备会在哪里破坏等式

原文 pp.3–5、11；本册反例与误差传播

EDI 的解析解强依赖“同像素、同时钟、同曝光、同光强域”。APS 有 gamma、饱和或黑电平时，必须先明确是否已线性化；直接对显示用的 sRGB 值套时间平均，相当于换了观测方程。滚动快门若存在，则每一行的曝光区间不同。事件与帧时间戳的常数偏移也会把本应在曝光内的事件移到窗外；高速边界处，这种偏差可表现为双边或虚影，而不是白噪声。

对阈值误差 δc，一阶相对亮度误差近似为阈值敏感度乘 δc。对输入帧乘性误差 δB/B，输出继承相同相对误差；对极暗像素，读出噪声和取对数会变得不稳定。漏一个事件则在之后产生约 c 的对数偏移，若长时间不重置会积累。原文建议靠最近的模糊帧重新锚定，有助于限制跨帧累计漂移。

不是每个误差都应靠更复杂的网络修补。先检查有效曝光窗口、黑电平与时钟，再判断是否需要空间可变阈值或残差模型。评价时同时报告重建残差、饱和率、事件覆盖、静止区亮度漂移和动态边界误差。只在合成理想事件上获得高 PSNR，不能验证上述设备环节。

$$\frac{\delta L(t)}{L(t)} \approx \frac{\delta B}{B} + \left(E_f(t) - \mathbb{E}_{q_c} E_f\right) \delta c$$

反例	错在哪里	优先修复
编码图像当线性光强	平均和非线性响应不可交换	确认辐射响应
每窗 min–max 时间	改变真实事件/曝光关系	保留统一物理时钟
阈值全局固定	像素/极性不均	标定或不确定性
跨帧不重置	累计事件误差	最近 APS 帧重新锚定

> Calibration errors are structured. Gamma, clipping, black level, row-dependent exposure and sensor timestamp offsets alter the measurement equation rather than merely adding noise. Re-anchoring to a nearby frame limits accumulated event integration drift. Separate implementation residuals from device-model mismatch before adding learned corrections. Track exposure consistency, saturation, event coverage and static-region drift together.

10 / 对接 S8：事件、光流和涡量各有验收

本机 V:\event-neural-flow\README.md、DELIVERY_REPORT.md；S8 实测日志

S8 将原始事件组织为固定物理窗的体素，再由 LiteERAFT 输出两通道前向位移。它解决的是对应关系，不是 EDI 的亮度反演；因此二者是可组合的观测建模与运动估计模块，而不是同一指标下的替代模型。仓库约定事件列 x,y,t,p，每个时间单位为 10 ms，输出对应 5→15 ms 的位移。EDI 接口若接入这里，应先把曝光边界转换到同一时钟，不能只把 c 和事件计数送入。

本机在 RTX 4060 Ti、256×256、batch=1 上，显存原始事件→体素→CUDA Graph 全流程中位数为 1.213 ms，即 824.5 FPS；计时不含采集、磁盘与主机上传。三倍速度加 100 Hz/像素泊松噪声条件下，事件 LiteERAFT 的 EPE 为 6.347 px，同架构模糊灰度帧模型为 11.864 px，差约 46.5%。这是合成配对场景，不是“EDI 已达到该速度”的证据。

最值得保留的反直觉结果是涡量：正常速度涡旋场中，CMax 的瞬时涡量 MAE 5.55 s^{-1}，优于 LiteERAFT 的 16.43 s^{-1}，代价为每片段约 861 ms。位移平均误差并不约束空间导数误差；有平滑偏差的流场可能 EPE 更低，却抹掉旋转结构。EDI 重建若用于后续测速，必须在这条导数链上重新验收。

$$\mathbf{u} = \frac{\Delta \mathbf{x}}{\Delta t}, \qquad \omega_z = \partial_x u_y - \partial_y u_x$$

```
EDI optional branch: APS + exposure + events -> intensity video
S8 measured branch: events -> voxel5 -> LiteERAFT -> flow_px
physical branch: calibrated flow / dt -> velocity -> curl
Compare: EPE_px, boundary_EPE_px, vorticity_MAE_s^-1
```

> S8 predicts displacement, whereas EDI reconstructs intensity. The 1.213 ms timing covers GPU-resident raw events through voxelization and graph inference, excluding acquisition and uploads. Its fast/noisy EPE reduction is 46.5%. CMax achieves lower vorticity error but is much slower. None of these numbers evaluates EDI itself; they identify where a future photometric reconstruction stage would need separate quality and latency accounting.

11 / 对接 S3、S7、S9：先保留物理接口

本机 S3/S7/S9 final_message 与各仓库报告；本册工程建议

S7 讨论速度场积分与少步生成，EDI 讨论曝光积分逆问题，二者都有积分但状态和误差含义不同。S7 的 Shortcut 一步 SWD 0.1819 不能替代光学重建的 PSNR；相反，它提醒我们积分一致与目标分布质量并不是同一件事。EDI 曝光再合成能闭合，也不证明阈值正确或瞬时图像唯一。把同名“流”当成相同物理量，会造成接口层面的误用。

S9 的相机外参偏移实验则直接提醒图像坐标到世界坐标的条件：45° 下，带表面配准的世界系点云 Flow 为 59/64 成功，RGB-D 图像 Flow 为 0/64。收益主要来自已标定点云与观察器；这不意味着把 EDI 重建帧送入任意策略就能自动获得相机不变性。要进世界系，仍需内参、外参、深度和遮挡处理。

S3 中，动作头低延迟与闭环推块成功率脱钩；教师第 32 tick 在自身轨迹上的首动作误差约 234 mm。增加更锐的视觉观测，只能减少一部分观测误差，不能填补失接触恢复状态的训练覆盖。合理的工程路径是先保留原始传感器与基线，再将 EDI 作为可关闭的观测分支，逐项记录时延、亮度残差、几何定位误差与闭环结果，避免把视觉效果当作控制收益。

接口	已知事实	新接入 EDI 后才需测的量
S7 生成	1 NFE Shortcut SWD 0.1819	不能迁移成图像重建指标
S8 位移	EPE、边界、涡量各异	重建对导数误差的影响
S9 几何	配准世界系 59/64	世界定位/外参鲁棒性
S3 控制	低延迟仍失接触	恢复状态成功率/感知延迟

> S7 separates numerical endpoint accuracy from distribution quality. S9 separates world-frame geometry from the choice of generative action head. S3 separates fast inference from recovery-state coverage. These distinctions carry into an EDI integration: preserve the original observations, make reconstruction an optional branch, and test photometry, geometry and control separately. A sharper image does not automatically repair calibration or a closed-loop dataset gap.

12 / 可复现检查、术语和阅读出口

本册 CPU 数学核验；完整底本与引用入口

本册附带 math_checks.py，用两个事件区间的解析例子验证曝光重建、参考时刻改变和阈值灵敏度。检验只用标准 Python 浮点运算，不读取任何权重，不申请 GPU。这类单元测试能保证代数关系实现正确，不能验证真实器件阈值是否均匀。全部检查结果保存在 verification.json，原图的页码、裁图矩形和 DPI 在 source_map.json。

阅读建议：先以第 2–3 节把事件累计和亮度平均的层级分清，再用第 4 节理解阈值为什么需要额外证据；随后读原文第 5 页的能量函数及第 7 页的图像/视频双任务表。最后再返回本机 S8 的单位与计时协议。这样可以避免把“200 倍输出帧率”读成“200 倍运行加速”，也避免把像素位移直接当成米每秒。

版权与版本：底本为 Liyuan Pan、Cedric Scheerlinck、Xin Yu、Richard Hartley、Miaomiao Liu、Yuchao Dai 的 arXiv:1811.10180v2。arXiv 页面显示 non-exclusive license to distribute；该许可授予 arXiv 分发权，不等同 CC BY 的演绎授权。本册数学推导、分析、伪代码与中英解释为本次原创；必要原图裁图保留作者署名和定位，完整英文 PDF 供回溯。

English term	中文固定用法
Event-based Double Integral (EDI)	事件双积分模型
contrast threshold	对数对比阈值
latent intensity	潜在瞬时亮度
exposure consistency	曝光一致性
vorticity	涡量

> Run the CPU algebra checks before changing the implementation. They verify the inverse model, not real-sensor calibration. Read the original optimization and both halves of Table 1 after understanding the reference-time convention. The bibliography is intentionally short and human-readable; complete references remain in the unmodified original PDF. Original diagrams and crops are traceable through the source map.

References / 阅读来源：Pan et al. Bringing a Blurry Frame Alive at High Frame-Rate with an Event Camera. CVPR 2019, pp.6820–6829. arXiv:1811.10180v2. DOI:10.1109/CVPR.2019.00698. 另见本机 event-neural-flow、rectified-flow-distill-bench、embodied-3d-affordance-policy 的 README / DELIVERY_REPORT 与 S3 闭环报告。