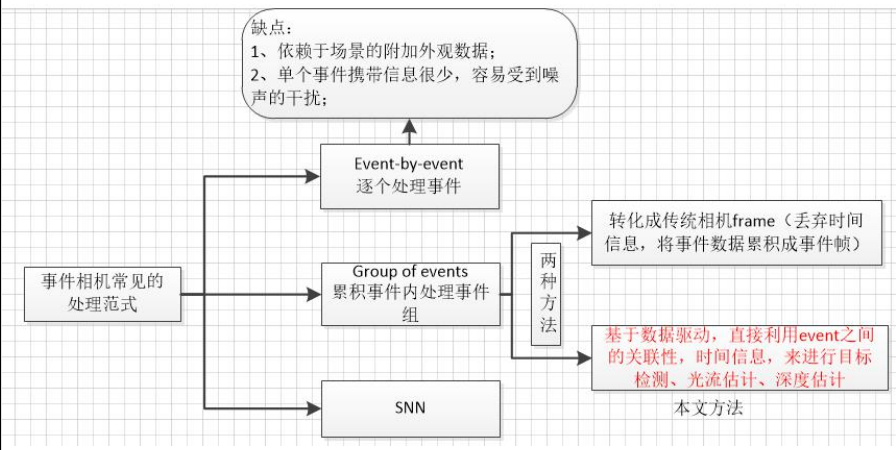
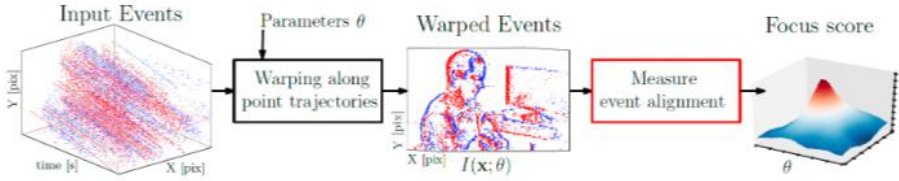


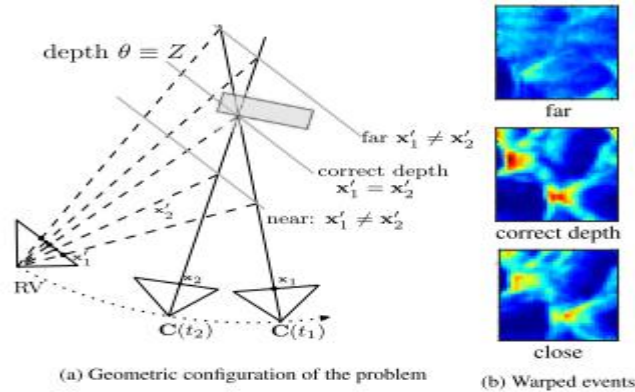
文献阅读笔记			
题目	A Unifying Contrast Maximization Framework for Event Cameras, with Applications to Motion, Depth, and Optical Flow Estimation（事件相机的统一对比度最大化框架及其在运动、深度和光流估计中的应用）		
作者	Guillermo Gallego	文献来源	2018 IEEE CVPR
研究问题	解决事件相机的几个计算机视觉问题：运动、深度和光流估计		
研究价值	 <p>事件相机常见的处理范式</p> <ul style="list-style-type: none"> Event-by-event 逐个处理事件 <ul style="list-style-type: none"> 缺点： <ol style="list-style-type: none"> 1、依赖于场景的附加外观数据； 2、单个事件携带信息很少，容易受到噪声的干扰； Group of events 累积事件内处理事件组 <ul style="list-style-type: none"> 两种方法 <ul style="list-style-type: none"> 转化成传统相机frame（丢弃时间信息，将事件数据累积成事件帧） 基于数据驱动，直接利用event之间的关联性，时间信息，来进行目标检测、光流估计、深度估计 本文方法 SNN 		
想法动机	1、提出一个对比度最大框架，框架的主要思想是通过最大化目标函数（IWE（其近似导致事件的亮度梯度）的对比度）来找到图像平面上与事件数据最佳对齐的点轨迹，即对比度最大，图像越清晰。		
具体方法	<p>简单来说，如下图，就是将输出的事件沿着由候选光流给出的直线轨迹对它们的极性求和得到 IWE，并计算所得和 H（表示沿候选轨迹的亮度增量）的方差（图像处理术语中称为对比度）f，测量事件与候选轨迹的一致程度；</p>  <p>具体步骤</p> <ol style="list-style-type: none"> ①根据几何模型和候选参数θ定义的点轨迹，将事件扭曲成图像 H。 ②根据扭曲事件的图像计算 H 的方差 f。 ③根据模型参数优化目标函数（如使用梯度上升或牛顿法的优化算法）。 <p>1、具体以光流估计为例：</p> <p>$x(t) = x(0) + vt$，$x = (x, y)^T$： $x(t)$是点的坐标； v 是点的速度，即光流；</p> <p>（1）我们使用所提出的轨迹将它们扭曲到参考时间 t_{ref}，根据下式扭曲事件 $e_k \rightarrow e'_k$，其中 $\theta = v$ 是候选速度：</p>		

	$x'_k = W(x_k, t_k; \theta) = x_k - (t_k - t_{ref})\theta \quad (1)$ <p>(2) 然后重建一个 IWE，其中每个像素 x 将落在其内的扭曲事件 x'_k 的值 b_k 相加，事件相互影响关联，$\delta(x - x'_k)$ 为影响量：</p> $H(x; \theta) = \sum_{k=1}^{N_e} b_k \delta(x - x'_k) \quad (2)$ <p>(3) 最后我们计算 H 的方差，其中 N_p 是 $H = (h_{ij})$ 和 $\mu_H = \frac{1}{N_p} \sum_{i,j} h_{ij}$ 是 H 的平均值。</p> $f(\theta) = \sigma^2(H(x; \theta)) = \frac{1}{N_p} \sum_{i,j} (h_{ij} - \mu_H)^2 \quad (3)$ <p>2、深度估计</p> <p>将①中的 t_k, t_{ref} 变为相机姿态 $P(t_k), P(t_{ref})$，其中 $\theta = z$，z 为深度；其余步骤与光流估计相同。</p> <p>3、旋转运动估计（旋转事件摄像机，使用事件估计摄像机的自我运动）</p> <p>将①变为 $x'_k = W(x_k, t_k; \theta) \propto R^{-1}(t_k) \bar{x}_k = \exp(-\hat{\theta} t_k) \bar{x}_k$，其中 $\theta = w$ 为角速度，$\bar{x}(t) \propto R(t) \bar{x}(0)$，$R(t) = \exp(\hat{w} t)$ 为 3D 旋转矩阵，不需要极性；其余步骤相同。</p> <p>4、平面场景的运动估计</p> <p>将①变为 $W(x_k, t_k; \theta) \propto H^{-1}(t_k; \theta) \bar{x}_k$，其中 $\theta = (w^T, v^T/d, \phi, \varphi)^T$；其余步骤相同。</p>
实验对比	<p>1、光流估计：改变速度 v，来寻找最佳点轨迹</p> <p>①如下图 θ_2 的 IWE 对比度最高，图像也最清晰；</p> <p>②对比 θ_0 和 θ_2 可以看出由于移动边缘而导致的“模糊”（事件的痕迹）已经被去除。</p> <div> </div>

2、深度估计：

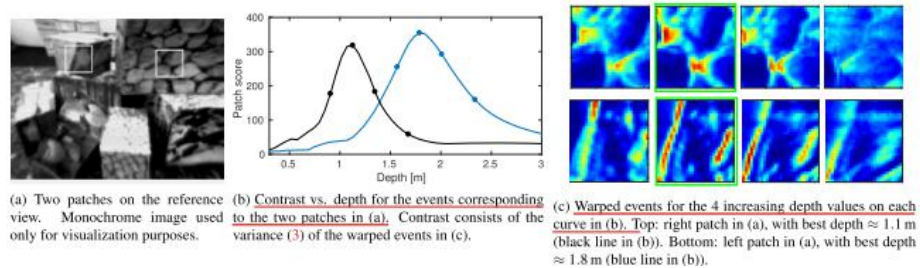
(1) 第一个实验：事件相机从 RV 处，用两个事件三个深度值 z (对象前、上、后三个深度值)，来寻找两个事件转移点对齐的深度值

① 如下图所示，当深度值在对象上时，此时 $x'_1 = x'_2$ ，转移点对齐，也可从右边 IWE 看出，此时为正确的深度值，H 对比度最大，图像也最清晰。



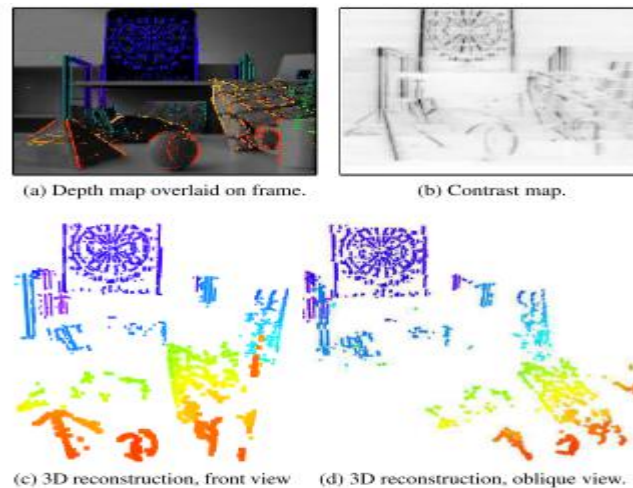
(2) 第二个实验：选择数据集序列中的两块图像小块做深度估计，显示对比度相对于深度值 θ 的变化曲线


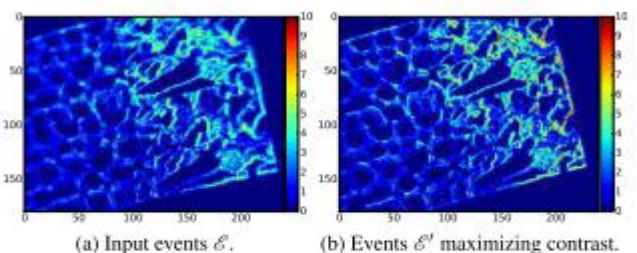
① 图 b 所示的两条曲线的最高点就是对比度最大点，对应的就是最佳深度值，图 b 对应 4 个点的 IWE 在图 c，清晰可以看出最高点对应的图像也最清晰。



(3) 第三个实验：使用高斯核对 H 进行加权，强调中心像素的重要性，采用颜色编码覆盖着灰度帧上。

① 如下图所示，图 b 为各个像素最大对比度的图，可以看出深度在图像强亮度边缘最可靠



	<p>3、旋转运动估计：相机绕着光轴转动，寻找最佳对齐的角速度</p> <p>①可以看出 b 图，在选择正确的 θ^* 后可以消除 a 图中由于运动导致的边缘模糊，也可看出 a 图中旋转轴清晰可见，因为该点运动模糊最小，相应的触发的事件也少。</p> <div>  <p>(a) Warped events using $\theta = 0$. Red arrows indicate the true motion of the edges causing the events.</p> <p>(b) Warped events using estimated angular velocity θ^*, which produces motion-corrected, sharp edges.</p> </div> <p>4、平面场景的运动估计：场景由一个运动的事件相机观察震动的海报。</p> <p>①可以看出 b 图最佳 θ，比 a 图更清晰；且在图像边缘处更明显，a 中边缘图像模糊，b 明显边缘处更清晰。</p> <div>  <p>(a) Input events \mathcal{E}.</p> <p>(b) Events \mathcal{E}' maximizing contrast.</p> <p>(c) Zoom-in on (a) and (b) for comparison of warped images.</p> </div>
实验结论	<p>1、本文重点展示了对比度最大框架法解决事件相机（光流、深度、运动估计），与传统方法相比，可以不借助场景的附加外观信息，有一种简单的、原则性的方法来处理所有这些问题中的事件：在图像平面上沿点轨迹最大化事件对齐。</p>
不足	<p>1、复杂性：对大型图像进行处理时，计算量会增大，复杂度会增加。</p> <p>2、适应性：图像在内容、照明条件和噪声水平方面差异很大，单个框架可能无法最佳地适应所有这些变化。</p>
收获启示	<p>1、可以发现因为在物体边缘与背景亮度变化更大，所以图像边缘生成事件最多，边缘图像更清晰。</p> <p>2、光流估计：在白天，光照强度较高，亮度变化较大，光流估计性能会较好；而夜间光照较弱，图像亮度变化会变小，而且夜间图像纹理可能会不清晰，会降低光流估计的准确性。所以白天和夜间光照条件会影响光流估计。</p>