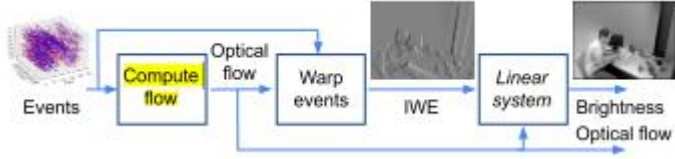


文献阅读笔记			
题目	Formulating Event-based Image Reconstruction as a Linear Inverse Problem With Deep Regularization using Optical Flow (将基于事件的图像重建表述为使用光流进行深度正则化的线性逆问题)		
作者	Zelin Zhang	文献来源	2022 IEEE TPAMI
研究问题	基于事件数据的图像重建问题		
研究价值	<p>1、客观：目前先进技术训练事件→图像的 RNN，但缺乏可解释性且难调试；具体来说：依赖网络；大量数据训练；仅关注恢复图像的亮度；浪费存储空间；引入线性误差；</p> <p>2、主观：新颖的观点（亮度与光流联合）；由于其线性逆问题公式化，它可以以自然的方式与各种主题（超分辨率，运动分割，去马赛克）相结合。</p>		
想法动机	1、亮度和运动（即，光流）估计的联合，将基于事件的图像重建公式化为一个线性逆问题，可以在不训练图像重建 RNN 的情况下解决。		
具体方法	<p>1、使用光流对事件进行运动补偿，以创建翘曲事件的图像 IWE。  (IWE 类似于地面实况亮度帧的 x 导数 <math>D_x L \approx IWE(x, y) = L(x+1, y) - L(x, y)</math> 是像素网格上 x 导数的 2 点有限差分近似，使用有限差分算子 <math>D_x</math> 获得这种空间导数)</p> <p>2、IWE 的所有像素，产生一个线性方程组 <math>DI=b</math>；所以问题就转化为寻找 L（其 x-导数是 IWE），可用线性解释器估计 L，但重建的图像会出现线形的伪影。</p> <p>3、所以使用不同的正则化技术，本文采用了基于模型的 Tikhonov regularization、Total variation (TV) 和基于深度学习的 CNN 先验。  简单来说就是，采用线性求解器加上深度图像先验技术实现图像重建。</p> 		
实现策略	作为标准，我们在地面实况图像的时间戳处重建图像，并在均方误差 MSE（衡量偏差，越小偏差越小），结构相似性 SSIM（相似度-1 到 1）和感知相似性 LPIPS（越小越相似）方面进行评估。		
实验对比	<p>(1) 图像重建：采用目前最先进的方法 E2VID、ECNN、BTEB，与本文 Tikh.、TV、CNN 三种方法进行对比，还采用均衡和不均衡的评估协议进行比较。</p> <p>①标准数据集</p> <p>1、具体说，我们的图像先验方法在 SSIM 方面产生了最好的结果，而 E2VID 和 ECNN 在其他指标方面更好；产生的结果质量已经与复杂的基于学习的方法相似。</p> <p>2、使用直方图均衡，E2VID 和 ECNN 在 MSE 方面是最好的。无直方图</p>		

	<p>均衡，ECNN 是最好的，CNN 一直是第二好的。直方图均衡化是非线性变换，因此，我们的方法（Tikhonov, TV 和 CNN 图像先验）旨在求解基于线性的方程组，在没有图像均衡的情况下比在有图像均衡的情况下产生更好的度量值是合理的。</p> <p>②N-Caltech 101 数据集</p> <p>1、无直方图均衡，TV 在所有三个度量中产生高质量结果；CNN 图像先验在 MSE 和 SSIM 方面是一个有竞争力的选择。</p> <p>（2）超分辨率（同时进行亮度重建与超分辨率）：与目前最先进的 ESRI 进行对比</p> <p>结论：我们的方法产生了整体更好看的图像，并且可以通过重建因子处理各种超分辨率尺度，而 ESRI 需要多个 ANN 来处理不同的尺度。</p> <p>（3）与基于拉普拉斯算子的图像重建进行对比：</p> <p>由于 CNN 去噪器，我们的方法产生了更高的对比度，更清晰的边缘和更平滑的均匀区域，结合表格可以看出我们的方法在 SSIM 方面显然更好。</p> <div><pre>graph LR; E[Events E] --&gt; DD[Directional derivative]; DD --&gt; IWE[IWE]; IWE --&gt; LB[L brightness]; LB --&gt; PDE[Poisson's PDE]; PDE --&gt; Lap[Laplacian ΔL = ∇²L]; Lap --&gt; SG[Spatial gradient]; SG --&gt; Grad[∇L]; Grad --&gt; E;</pre></div> <p>（4）解的迭代演化：主要使用 CNN 图像先验</p> <p>1、通过解的迭代改变 <math>k</math>，来实现短时图像重建（降低数据保真来实现）；</p> <p>2、演示改变正则化权重 <math>\lambda</math>，需要对权重选一个折衷来展现高质量图片（交替求解器的效果是执行数据保真度方程，而去噪器将解拉向自然外观图像的空间）。</p> <p>（5）运动分割与图像重建：我们的图像重建方法可以独立地应用于每个聚类，即每个集群产生的 IWE，该方法能够分别恢复前景和背景的亮度。应用于彩色相机构建彩色图像，重建图像表现出 HDR 特性，结果表明 CNN 强于 E2VID，当相比于 DAVIS frame，其彩色效果还是一般。彩色、超分辨率和重建可以很容易地结合在我们的方法中。</p> <p>（6）结合最先进的密集光流法：IWE 方法与两种最先进的基于事件的密集光流方法相结合：E-RAFT 和多参考对比度最大化 MCM</p> <p>结论：我们的方法可以很容易地结合现代密集的光流估计方法。研究差异，E-RAFT 比 MCM 接收更多的事件，产生比 MCM 稍好的重建。然而，E-RAFT 不能为行人和自行车等独立移动对象（IMO）产生准确的流，因此重建的 IMO 比 MCM 更模糊。</p>
实验结论	<p>1、我们强调了联合估计事件中两个物理纠缠量的框架：亮度和运动（光流），通过利用估计问题的不对称性，光流来生成 IWE，使亮度重建成为一个线性问题，并使用正则化器和图像先验来解决这个问题。</p>

	<p>2、统一了多个问题(包括超分辨率和基于亮度的一阶导数- NIWE-或二阶导数-拉普拉斯算子的重建)，并且可以与运动分割，彩色图像重建和最先进的密集光流估计方法相结合。</p>
创新与不足	<p>1、伪影：我们使用 CNN 图像先验进行正则化并去除伪影。虽然大多数伪影被删除，但一些仍然存在。-----未来的研究可以通过时间滤波来减轻这些伪影。</p> <p>2、亮度恒定：在这些优点中，该方法不需要监督信号，不需要训练网络，因为它可以利用现有的 ANN 进行图像去噪。缺点是它只恢复移动边缘的亮度，因此 (i) 它可能难以处理闪烁灯光引起的事件，以及 (ii) 如果相机是静止的，它可能会导致不一致。-----固定摄像机问题可以通过组合事件和灰度帧来解决。</p> <p>3、慢速和快速物体：处理同一场景中的慢动作和快动作在图像重建中可能是有问题的。-----我们认为，在构建 NIWE 之前，可以使用运动分割以更合理的方式解决上述问题。</p>
收获启示	<p>1、本文的方法采用了比较简单的技术（线性求解器加上深度图像先验）进行图像重建，不需要大量数据训练，就可以与最先进的技术水平相当，并且具有更好的可解释性和灵活性。</p> <p>2、在彩色图像构建时，虽然可以较清晰的构建图像，展现 HDR 特性，但彩色效果不明显，后续可以研究如何构建质量更好的图像。</p> <p>3、我们使用 CNN 图像先验进行正则化并去除伪影，仍然会有一部分伪影未去除，后续可以研究带通滤波器（巴特沃斯）来去除。</p>