



# 使用条件生成对抗网络生成基于事件的 高动态范围图像和高帧率视频

——报告学生：gongpx20069——



# 目录

01

相关概念

02

数据处理

03

网络模型

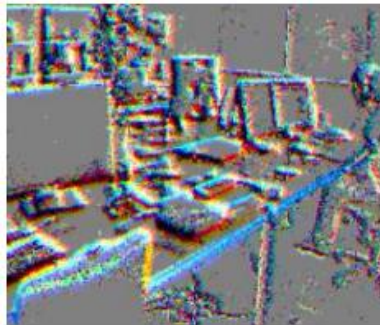
04

实验结果



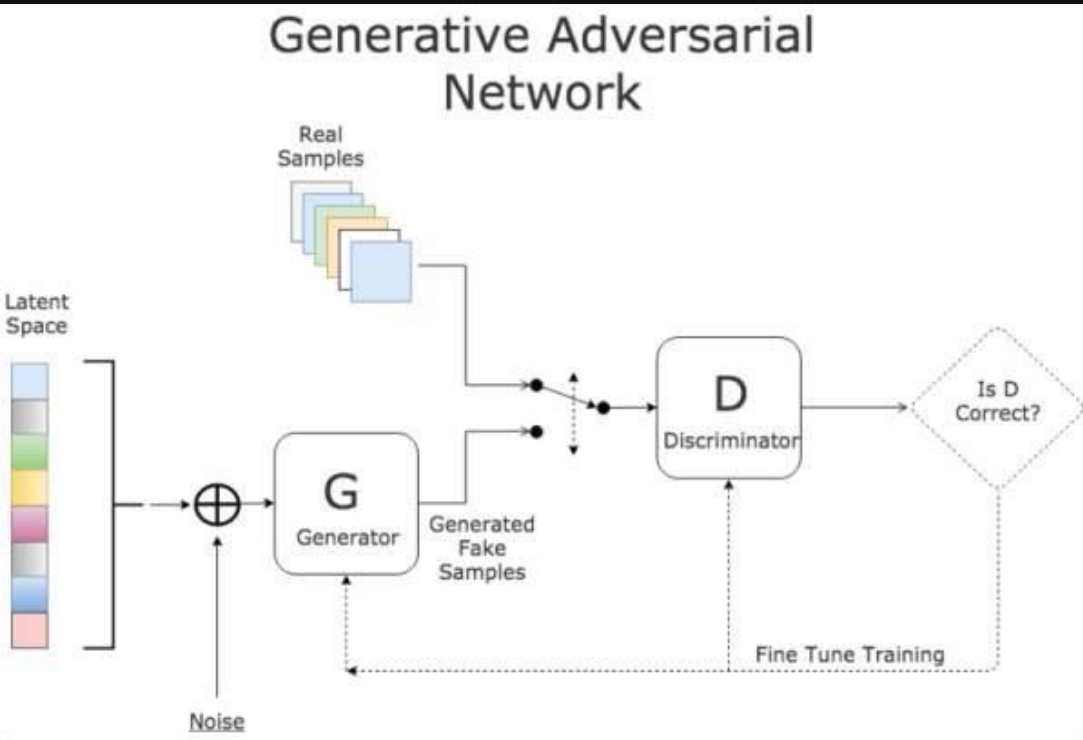
# 1. 相关概念

# 事件相机



第一列图像是事件相机拍摄的事件流；第二列图片是APS(Active Pixel Sensor)图像；第三列图像是论文给出的HDR输出图像。

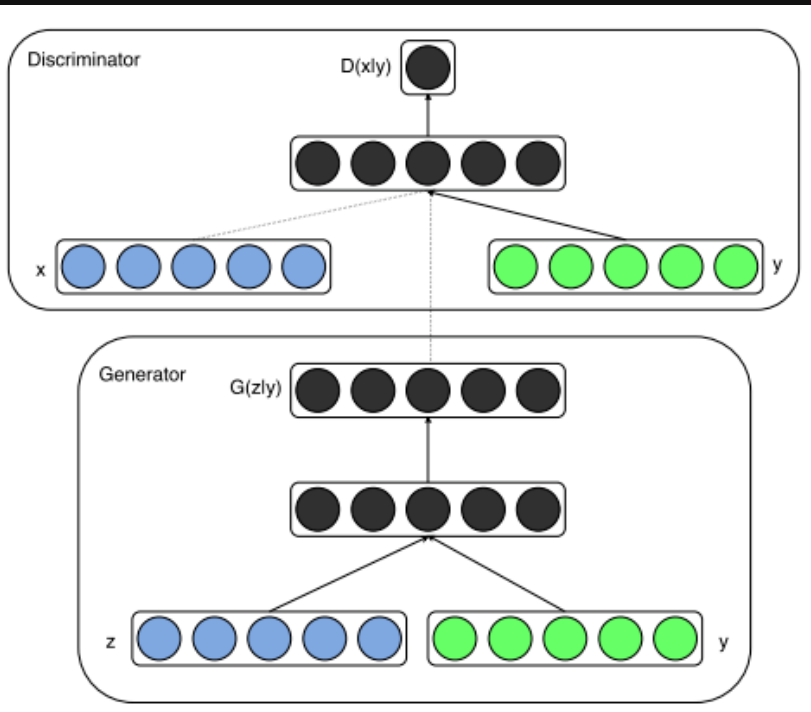
# 生成对抗网络



## GAN(2015)

生成对抗网络是一种深度学习模型，由生成模型G和判别模型D组成。G的训练过程是使D犯错误的概率最大化。在理想状况下，G可以生成足以“以假乱真”的图像，其核心思想来源于“纳什均衡”。

# 条件生成对抗网络



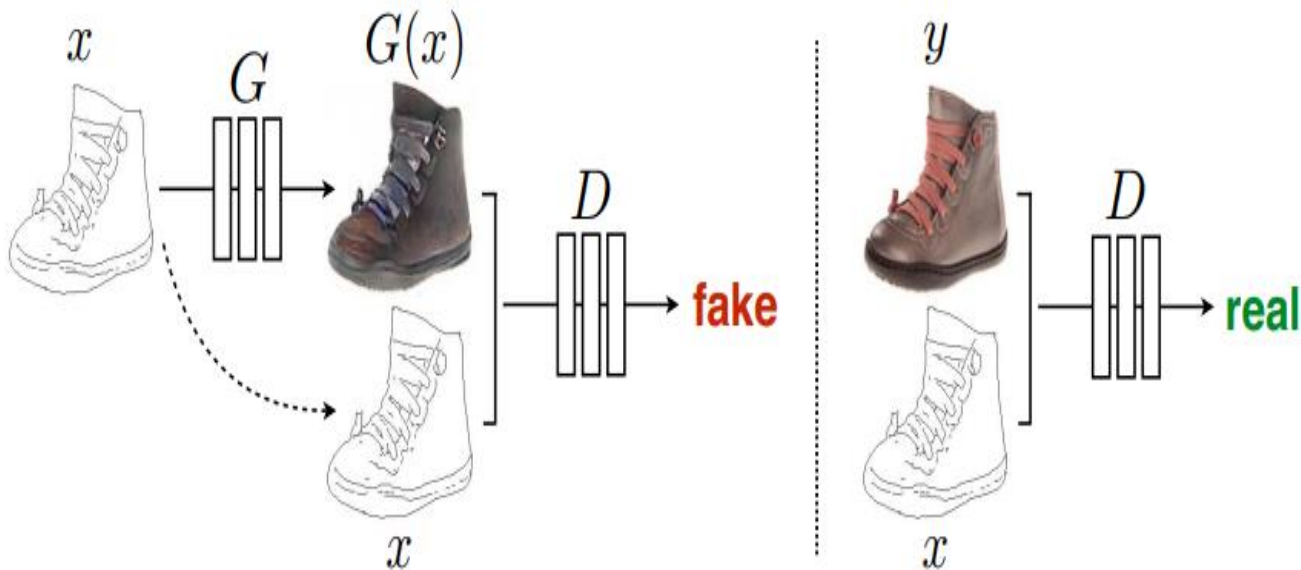
## CGAN(2015)

CGAN在生成模型 (D) 和判别模型 (G) 的建模中均引入条件变量  $y$ ，使用额外信息  $y$  对模型增加条件，可以指导数据生成过程。这些条件变量  $y$  可以基于多种信息，例如类别标签，用于图像修复的部分数据，来自不同模态的数据。

# Pix2Pix

## Pix2Pix(2016)

是CGAN的一种变体，通过监督学习在成对数据集上进行训练，最终得到了比较清晰的生成图像。应用于图像着色、草图变图片等任务上。

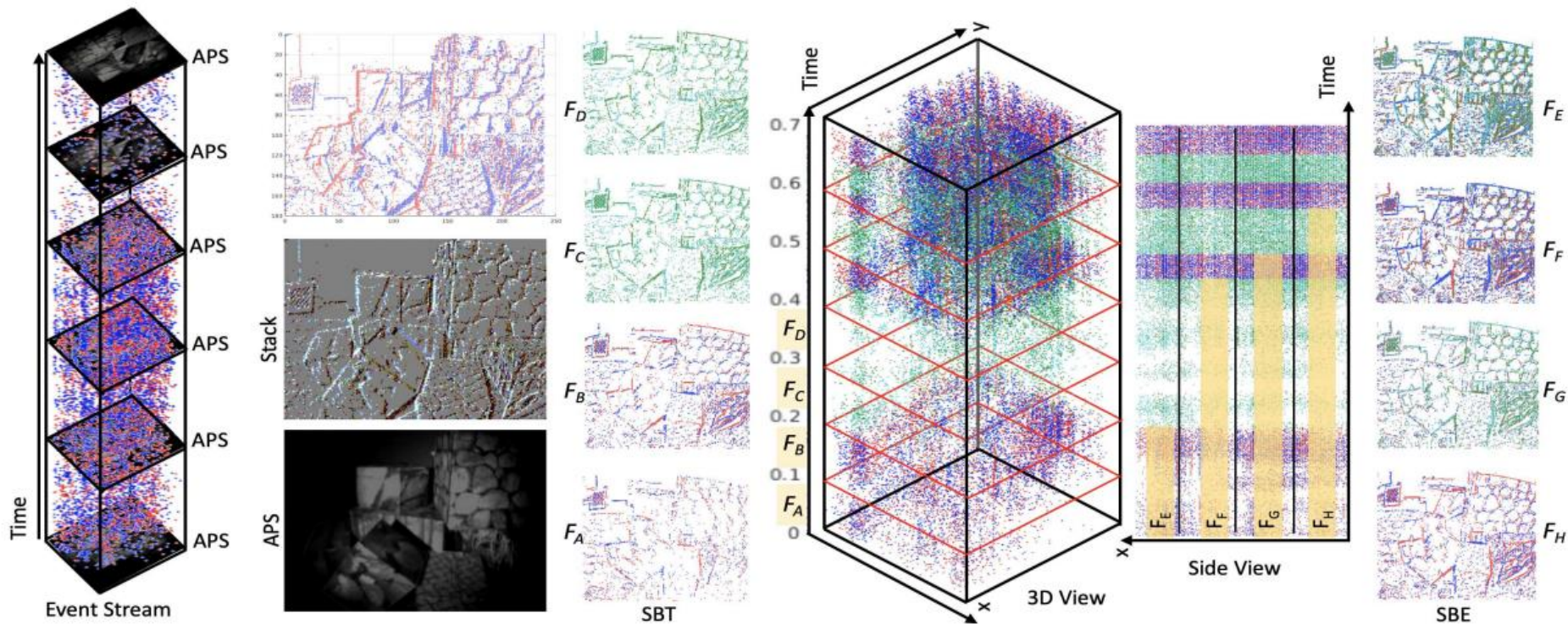




## 2. 数据处理



# SBT与SBE



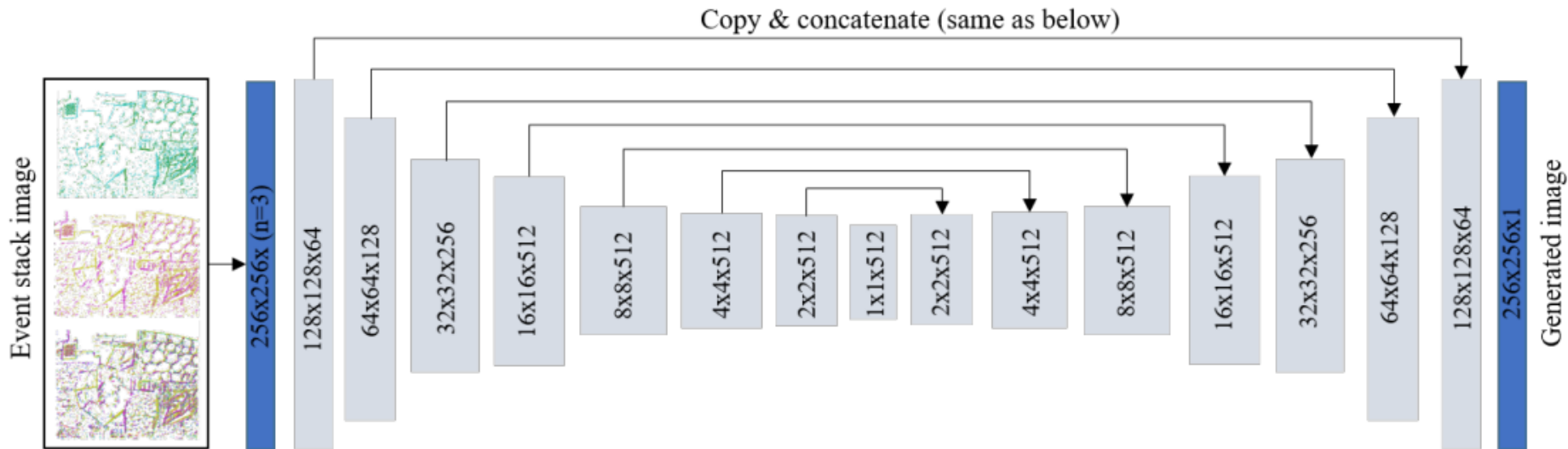
# 关于数据集



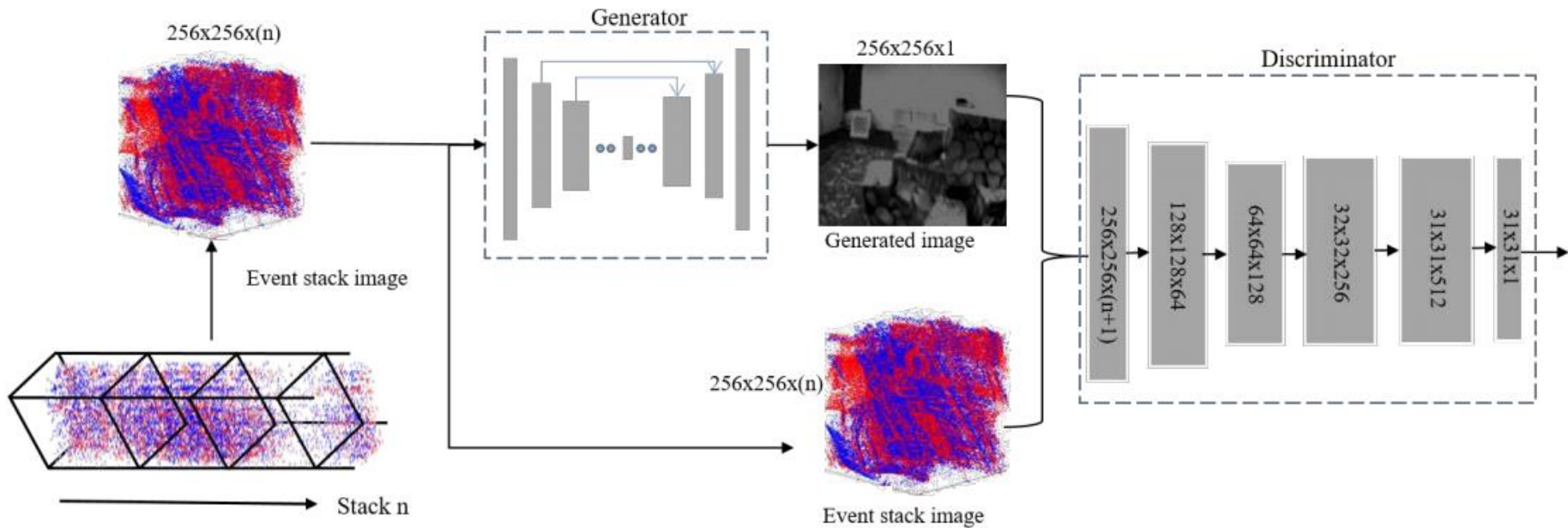


# 3.网络模型

# 生成模型



# 判别模型



# 损失函数

$$\begin{aligned} L_{cGAN}(G, D) \\ = E_{e,g}[\log D(e, g)] + E_{e,\epsilon}[\log(1 - D(e, G(e, \epsilon)))] \end{aligned}$$

$$L_{L1}(G) = E_{e,g,\epsilon}[||g - G(e, \epsilon)||]$$

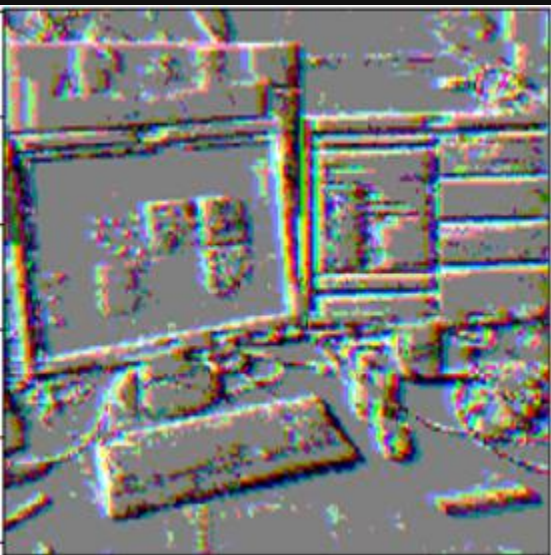
$$G^* = \arg \min_G \max_D [L_{cGAN}(G, D) + \mu L_{l1}(G)]$$



## 4. 实验结果



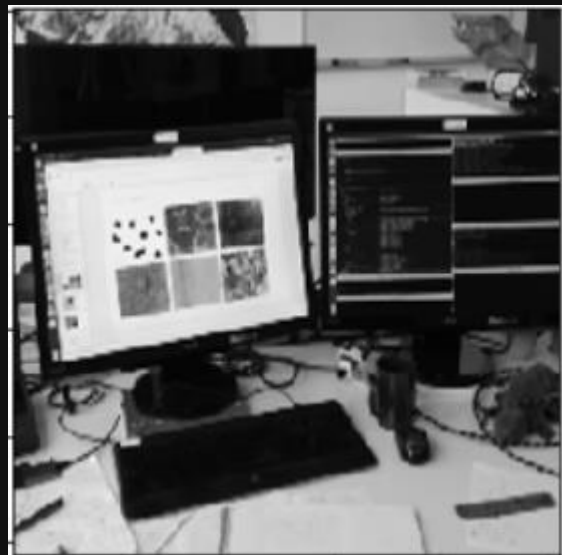
# 实验结果



输入



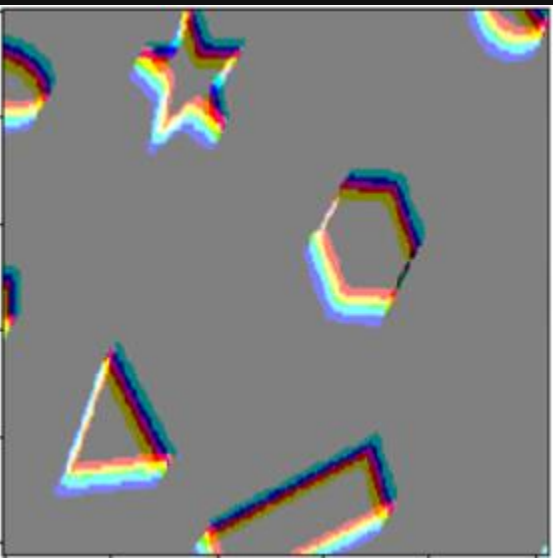
输出



目标



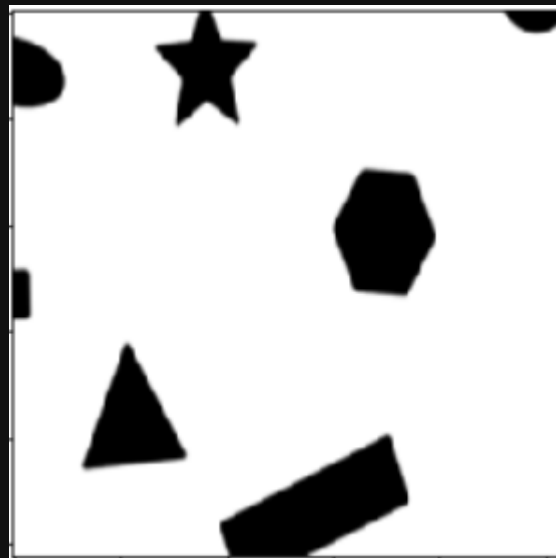
# 实验结果



输入



输出



目标

# 实验结果

$$\text{SSIM}(x, y) = \frac{(2\mu_x\mu_y + c_1)(2\sigma_{xy} + c_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + c_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + c_2)}$$

Table 1. Quantitative evaluation of SBE on real-world datasets.

|                 | BRISQUE    | FSIM      | SSIM      |
|-----------------|------------|-----------|-----------|
| Ours( $n = 3$ ) | 37.79±5.86 | 0.85±0.05 | 0.73±0.16 |

# 感谢



**Lin Wang**

Ph.D Student

wanglin@kaist.ac.kr

Room #5123, Mechanical  
Engineering Bldg.@KAIST



# 引用

- [1] Mirza M, Osindero S. Conditional Generative Adversarial Nets[J]. arXiv: Learning, 2014.
- [2] Wang L, Ho Y, Yoon K, et al. Event-based High Dynamic Range Image and Very High Frame Rate Video Generation using Conditional Generative Adversarial Networks[J]. arXiv: Computer Vision and Pattern Recognition, 2018.
- [3] Isola P, Zhu J, Zhou T, et al. Image-to-Image Translation with Conditional Adversarial Networks.[J]. arXiv: Computer Vision and Pattern Recognition, 2016.



# 代碼地址

[https://github.com/gongpx20069/Machine\\_Learning/tree/master/LearnTorch/Event2HDR](https://github.com/gongpx20069/Machine_Learning/tree/master/LearnTorch/Event2HDR)





復旦大學  
Fudan University

# 谢谢聆听

# 关于反卷积

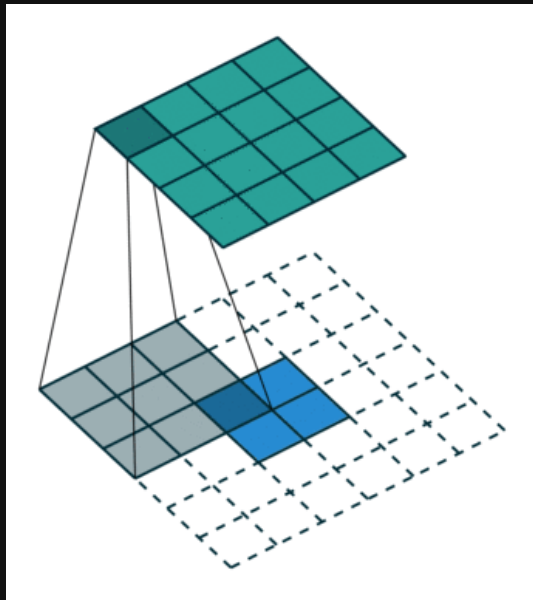
假定

卷积核  $B=[2,2]$

输入  $A=[3,3]$

$B$  可以通过 (Toeplitz matrix)  
的变换变为  $[9,4]$

$C=A*B$



# Instance Normalization

但是图像风格化中，生成结果主要依赖于某个图像实例，所以对整个batch归一化不适合图像风格化中，因而对HW做归一化。可以加速模型收敛，并且保持每个图像实例之间的独立

$$y_{tijk} = \frac{x_{tijk} - \mu_{ti}}{\sqrt{\sigma_{ti}^2 + \epsilon}}, \quad \mu_{ti} = \frac{1}{HW} \sum_{l=1}^W \sum_{m=1}^H x_{tilm}, \quad \sigma_{ti}^2 = \frac{1}{HW} \sum_{l=1}^W \sum_{m=1}^H (x_{tilm} - \mu_{ti})^2.$$