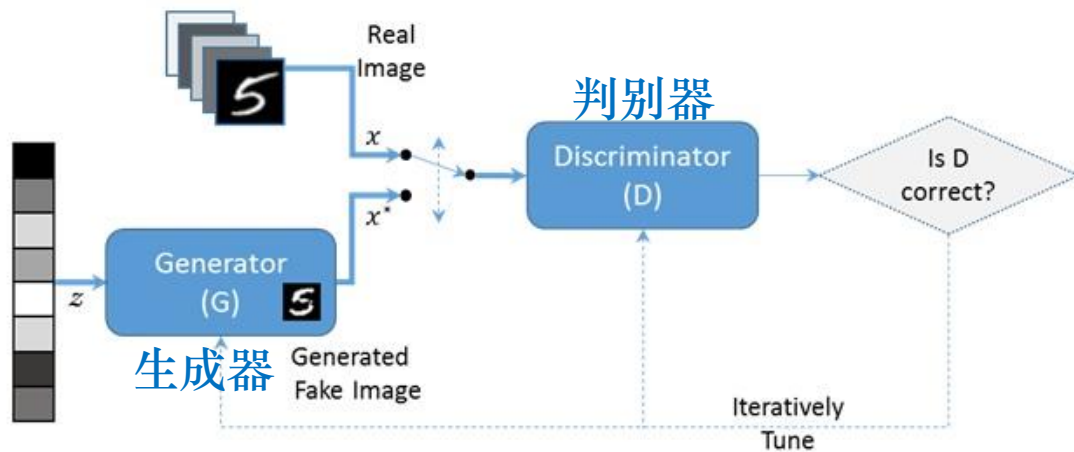


# 数据生成

何婕

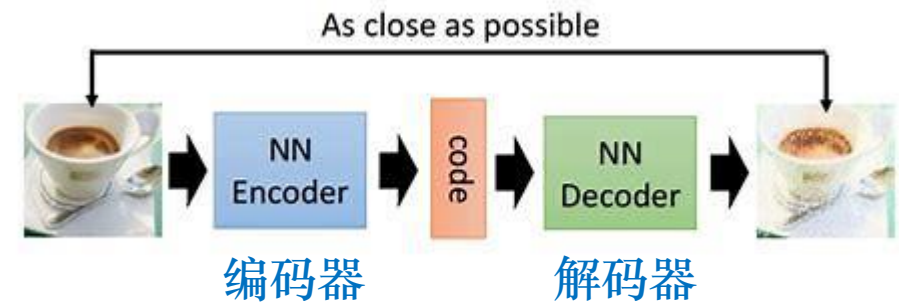
# 常用生成方法

## GAN- Generative Adversarial Networks



Radford A, Metz L, Chintala S, et al. Unsupervised Representation Learning with Deep Convolutional Generative Adversarial Networks[J]. arXiv: Learning, 2015.

## VAE- Variational Auto-Encoding



Kingma D P, Welling M. Auto-Encoding Variational Bayes[J]. arXiv: Machine Learning, 2013.

# 各有优缺点

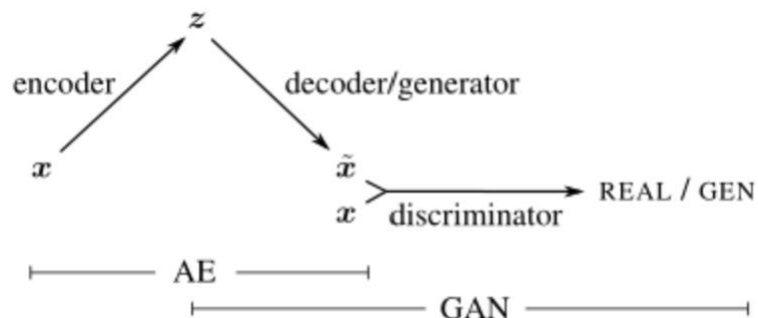
## GAN- Generative Adversarial Networks

- 生成较为随机，不能准确知道输入 $z$ 代表的对象
- 训练困难，难重现
- 易模式崩溃：生成风格单一或不可理解等

## VAE- Variational Auto-Encoding

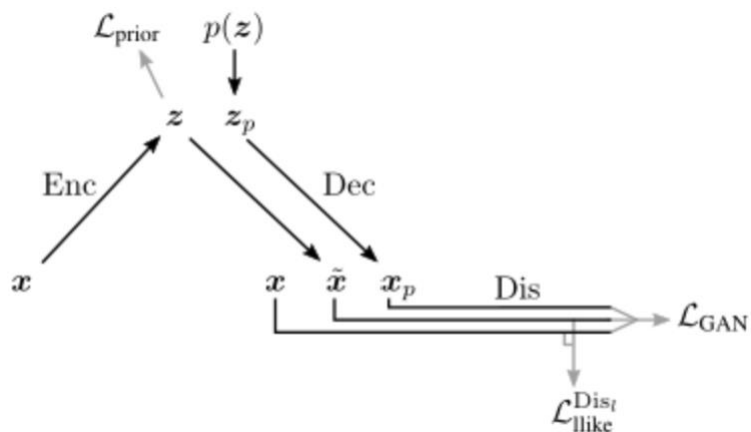
- 生成受更受控制
- 重建loss导致模型趋于生成模糊图像

## 两者结合-WAY-I



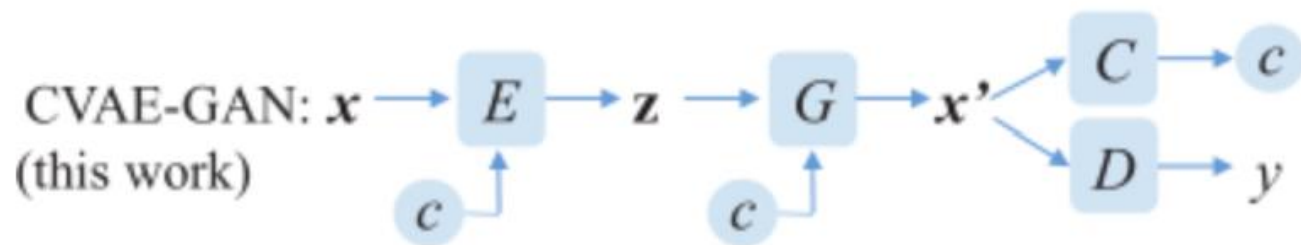
GAN: 生成图像趋于清晰明显

VAE: 生成图像趋于合理



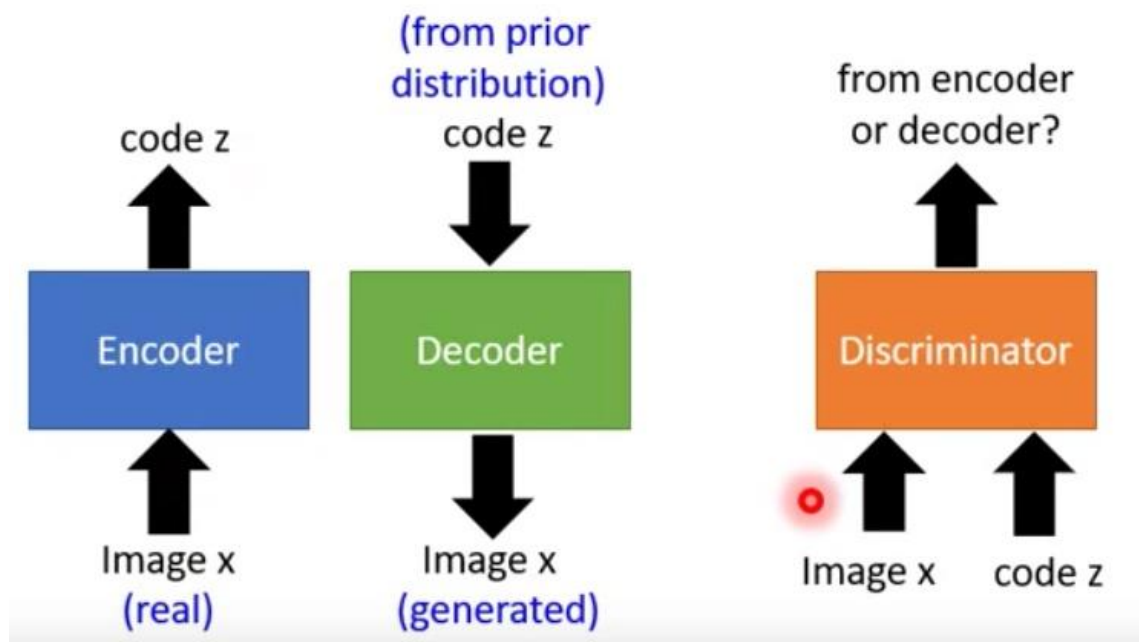
综合两者长处提高生成质量：对VAE生成数据与原数据用判别器判别

## 两者结合-WAY-2



- 可以实现一对多生成
- 编码器、解码器部分加入类别信息 $c$
- $C$ 为分类器， $D$ 为判别器，两者共同帮助前半段网络的学习过程

## 两者结合-WAY-3



图像x与随机输入z成对作为判别器的输入

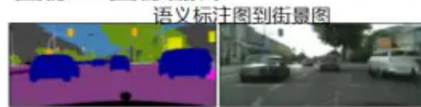
编码器：图像为真

解码器：输入z为服从特定分布

# 应用-0-图像类

- 图像处理
- 图像生成
- 图像补全
- 图像混合
- 超分辨率
- .....

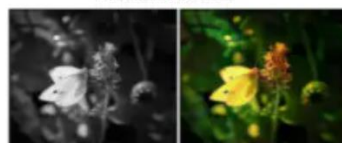
图像->图像翻译



语义标注图到墙体图



灰度图到彩色图



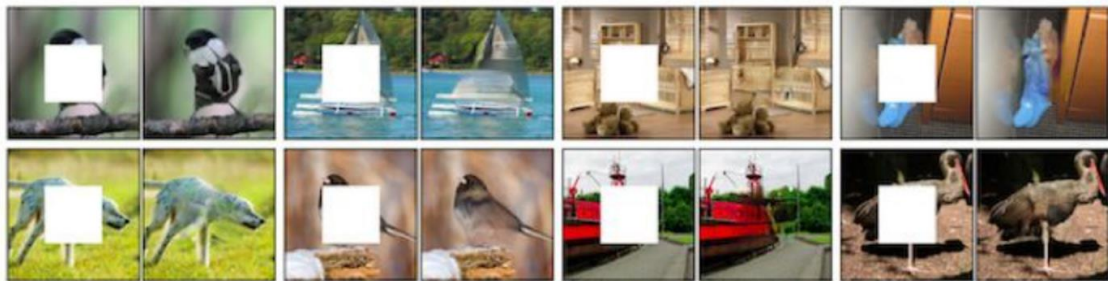
航拍图到地图



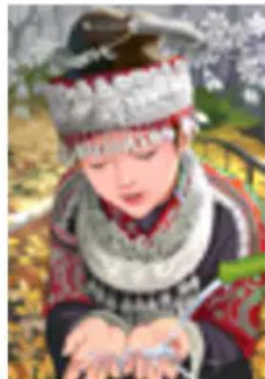
白天到夜晚



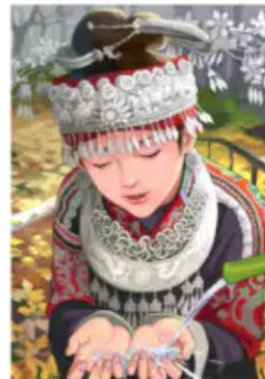
边缘图到照片



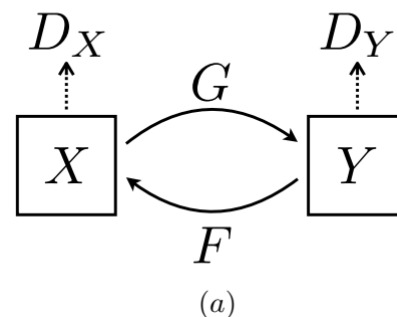
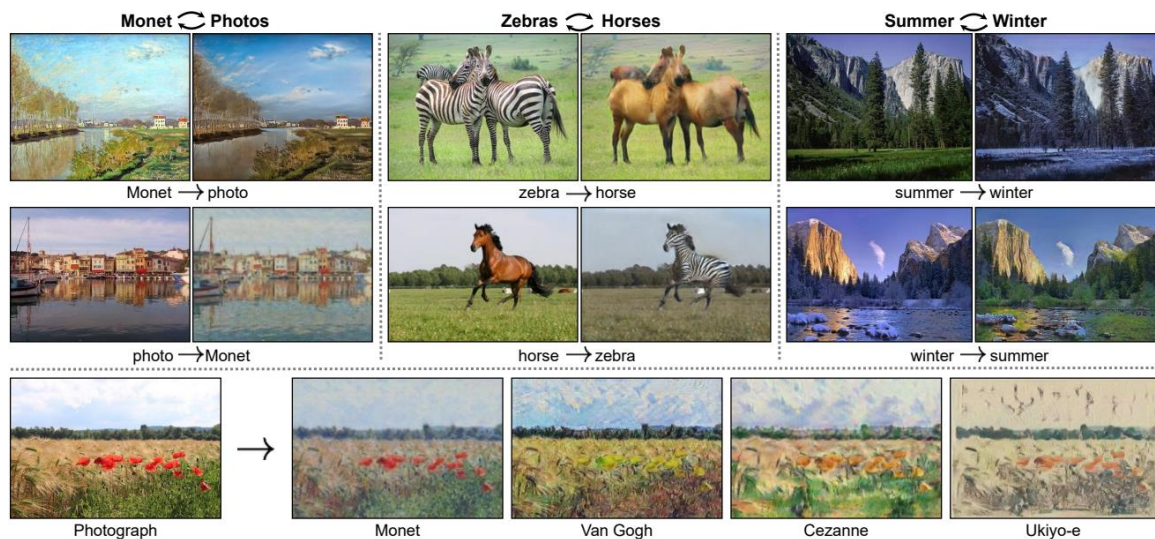
模糊图像



高分辨率图像



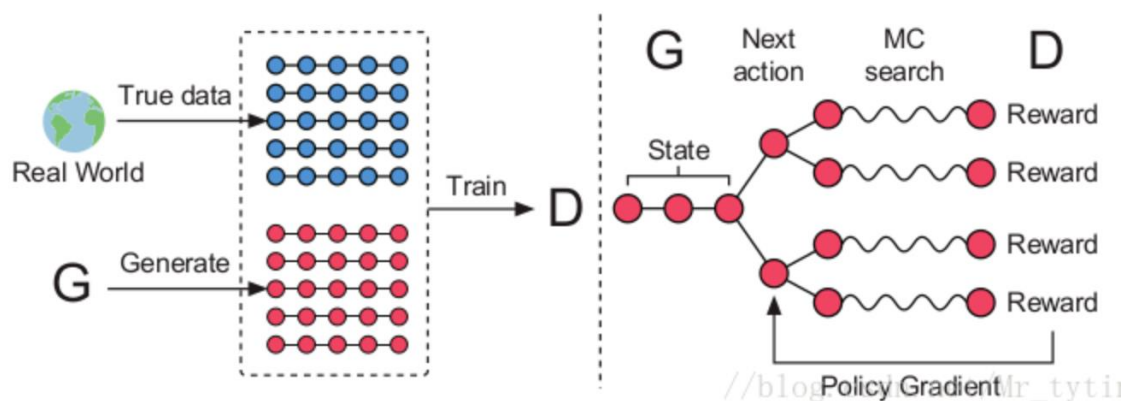
# 应用-I-CYCLEGAN



- 训练数据不要求成对出现，大类上匹配即可
- 增加loss约束 $X \rightarrow Y \rightarrow X$ 以及 $Y \rightarrow X \rightarrow Y$ 的生成与原图保持一致



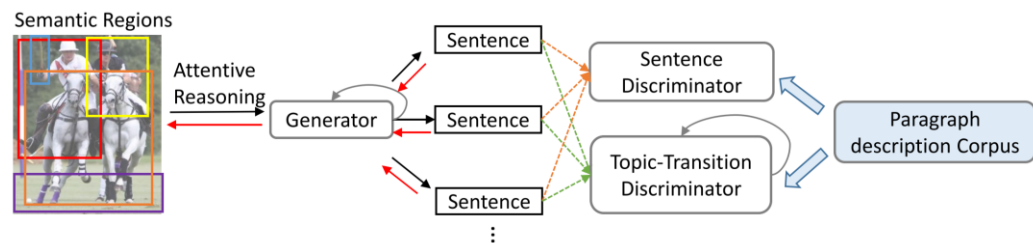
## 应用-2- 文本类处理



- GAN+RL解决难以处理文本等离散类数据的情况
- 生成器生成词汇上的分布，随机选择
- 生成器训练目标：reward更高
  - 判别器认为其生成的完整数据为真的概率越大，对应此刻选择的tokens的reward更高

Yu L, Zhang W, Wang J, et al. SeqGAN: Sequence Generative Adversarial Nets with Policy Gradient[C]. national conference on artificial intelligence, 2016: 2852-2858.

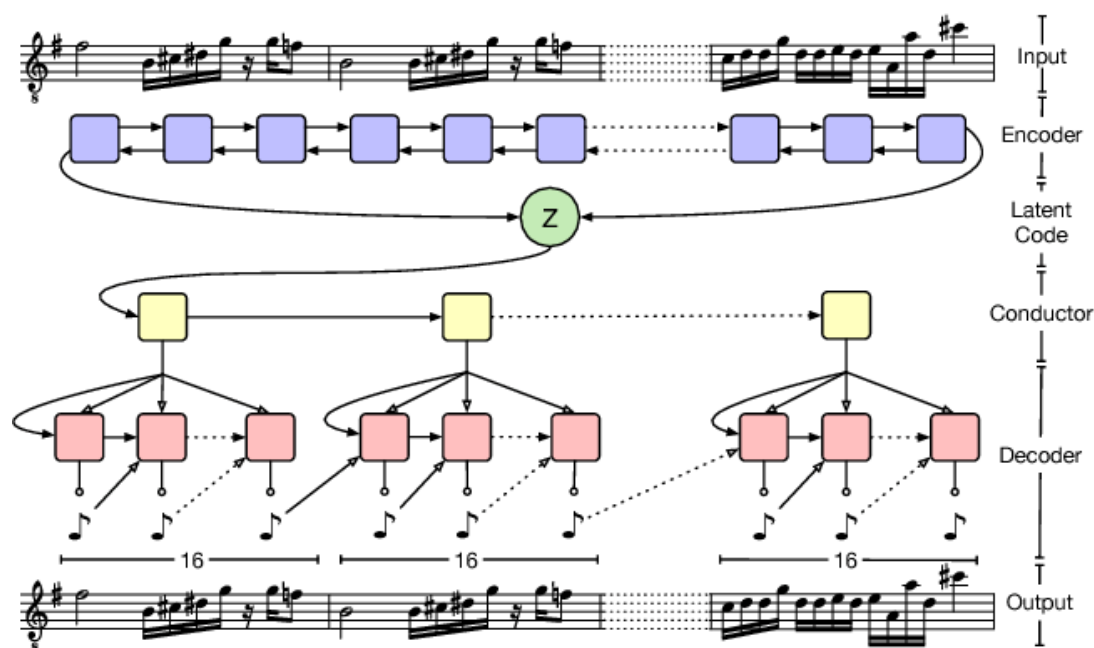
## 应用-3-图像到文本



- 图像本身已经具备一定的对象信息
- 生成器生成描述语句
- 单句以及整体上判断生成的句子是否合理

Liang X, Hu Z, Zhang H, et al. Recurrent Topic-Transition GAN for Visual Paragraph Generation[C]. international conference on computer vision, 2017: 3382-3391.

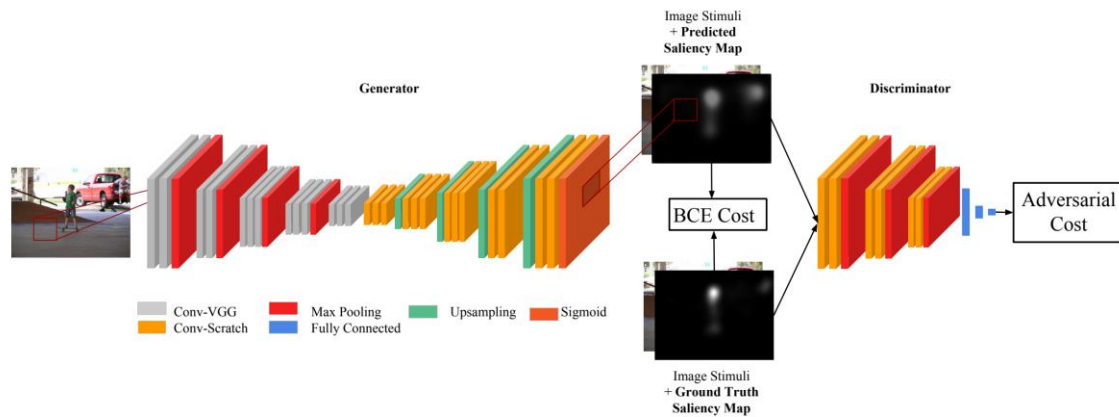
## 应用-4-音乐生成



- VAE一次性生成较长的数据可能表现并不佳
- 对于输入全局编码，对于生成则分段进行

Roberts A, Engel J, Raffel C, et al. A Hierarchical Latent Vector Model for Learning Long-Term Structure in Music[J]. arXiv: Learning, 2018.

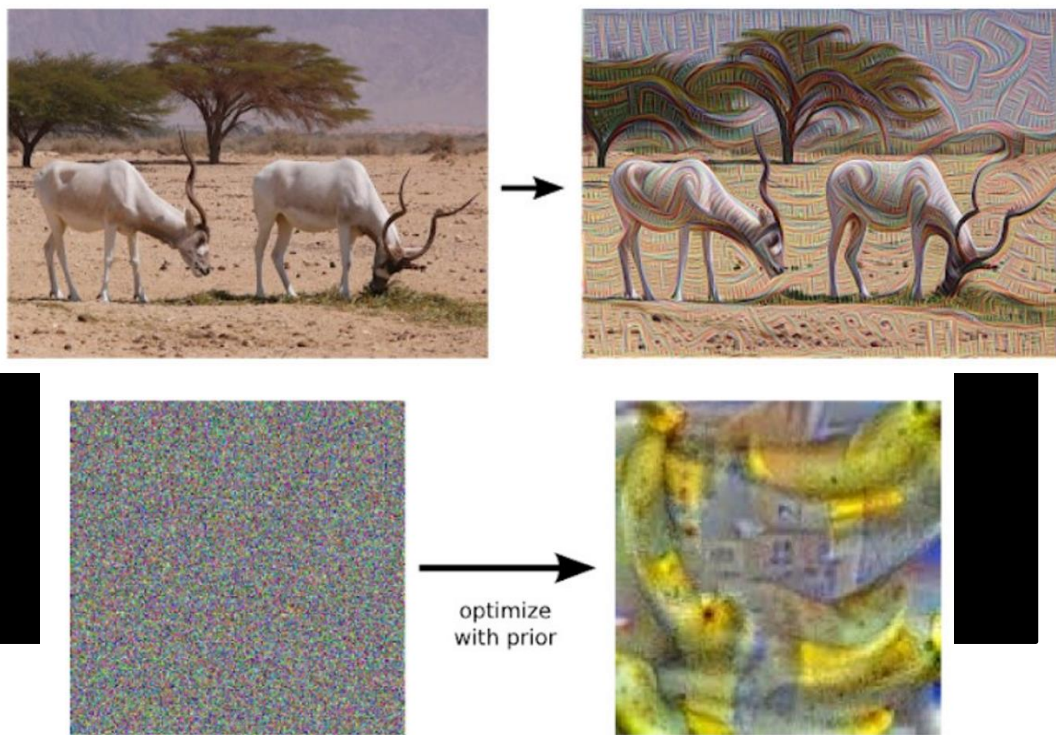
## 应用-5-显著性检测



- 生成器生成（预测）显著性图像，与GT计算loss的同时将图像成对输入判别器提高生成质量。
- 预测类任务可能的提升方法

# 特殊生成-DEEP DREAM

■ <https://www.bilibili.com/video/av3973361/>



- 本意研究模型不同层所学到的特征的可视化
- 以已训练好的模型为基础，输入某图像获得各层梯度信息。将梯度信息加回原图像即得到该层特征的可视化
- 多次反复可以得到模型所认为的最符合分类的图像（黑矩阵后，链接）
- 采用一个随机噪声输入，并指定需要的类别时考虑其为图像生成应用

Inceptionism: Going deeper into neural networks

<https://ai.googleblog.com/2015/06/inceptionism-going-deeper-into-neural.html>