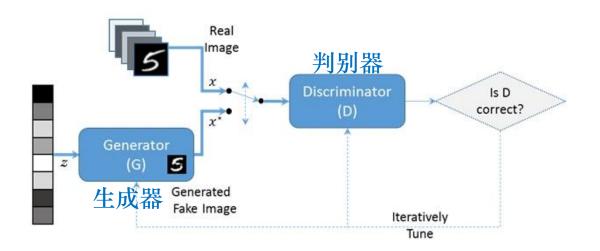
数据生成

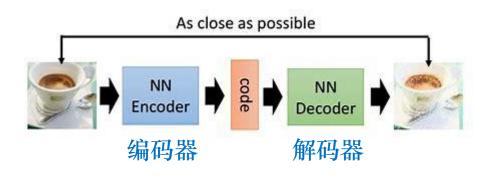
何婕

常用生成方法

GAN- Generative Adversarial Networks



VAE-Variational Auto-Encoding



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

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

各有优缺点

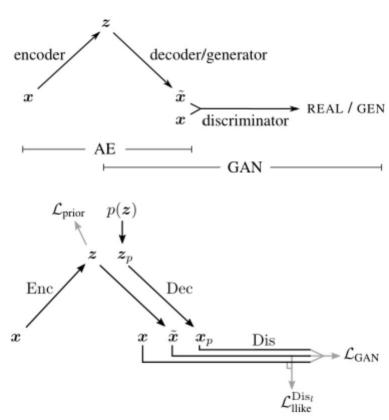
GAN- Generative Adversarial Networks

- 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

Larsen A B, Sonderby S K, Larochelle H, et al. Autoencoding beyond pixels using a learned similarity metric[J]. arXiv: Learning, 2015.

两者结合-WAY-2

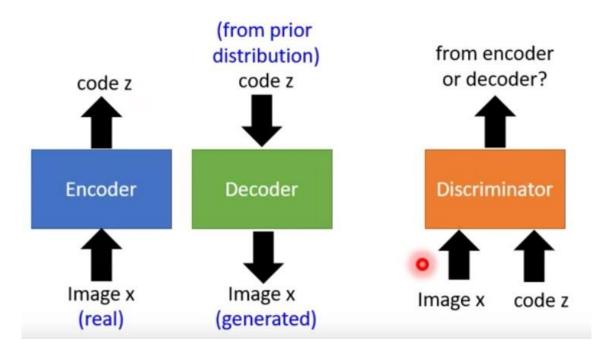
CVAE-GAN:
$$x \to E \to z \to G \to x'$$
(this work)

 $C \to C$
 $C \to C$
 $C \to C$

- 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

Bao J, Chen D, Wen F, et al. CVAE-GAN: Fine-Grained Image Generation through Asymmetric Training[C]. international conference on computer vision, 2017: 2764-2773.

两者结合-WAY-3



图像×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

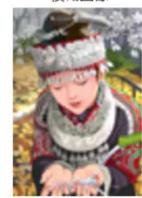
Donahue J, Krahenbuhl P, Darrell T, et al. Adversarial Feature Learning[J]. arXiv: Learning, 2016.

应用-0-图像类

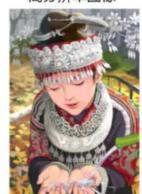
- 图像处理
- 图像生成
- 图像补全
- 图像混合
- 超分辨率
- • • •



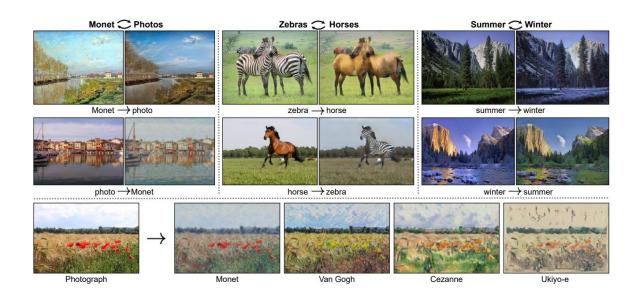
模糊图像

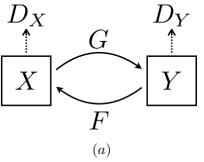


高分辨率图像



应用-I-CYCLEGAN

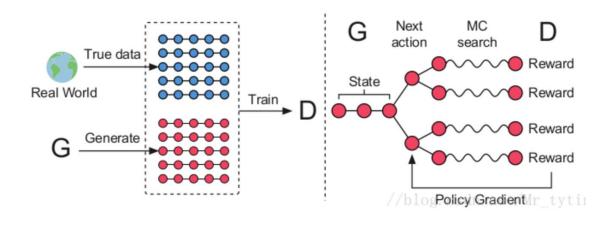




- 训练数据不要求成对出现,大类上匹配即可
- 增加loss约束X→Y→X以及Y→X→Y的生成与原图 保持一致

Zhu J, Park T, Isola P, et al. Unpaired Image-to-Image Translation Using Cycle-Consistent Adversarial Networks[C]. international conference on computer vision, 2017: 2242-2251.

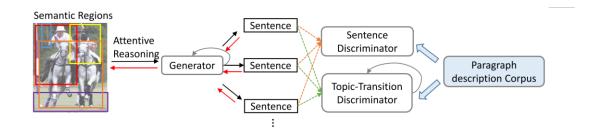
应用-2- 文本类处理



- 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token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.

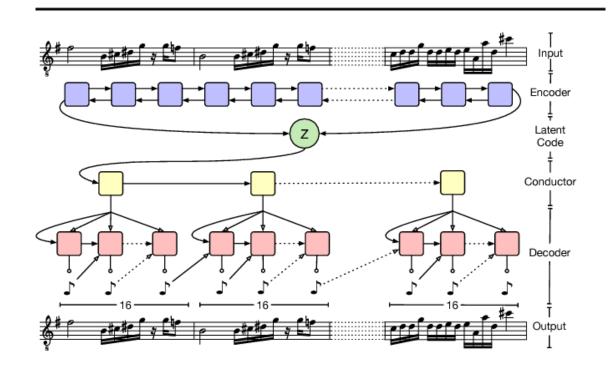
应用-3-图像到文本



- 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.

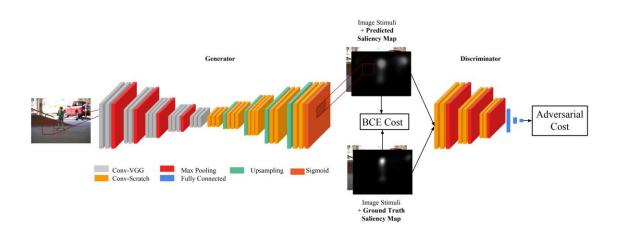
应用-4-音乐生成



- 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

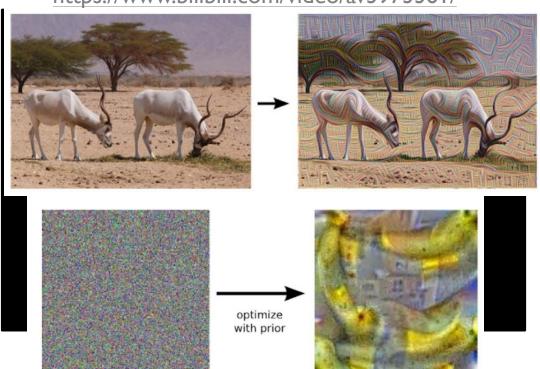


- 生成器生成(预测)显著性图像,与GT计算loss 的同时将图像成对输入判别器提高生成质量。
- 预测类任务可能的提升方法

Pan J, Cantonferrer C, Mcguinness K, et al. SalGAN: visual saliency prediction with generative adversarial networks[J]. arXiv: Computer Vision and Pattern Recognition, 2017.

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