

GAN的有监督条件生成

【参考资料】

李宏毅 [conditional GAN讲义](#)

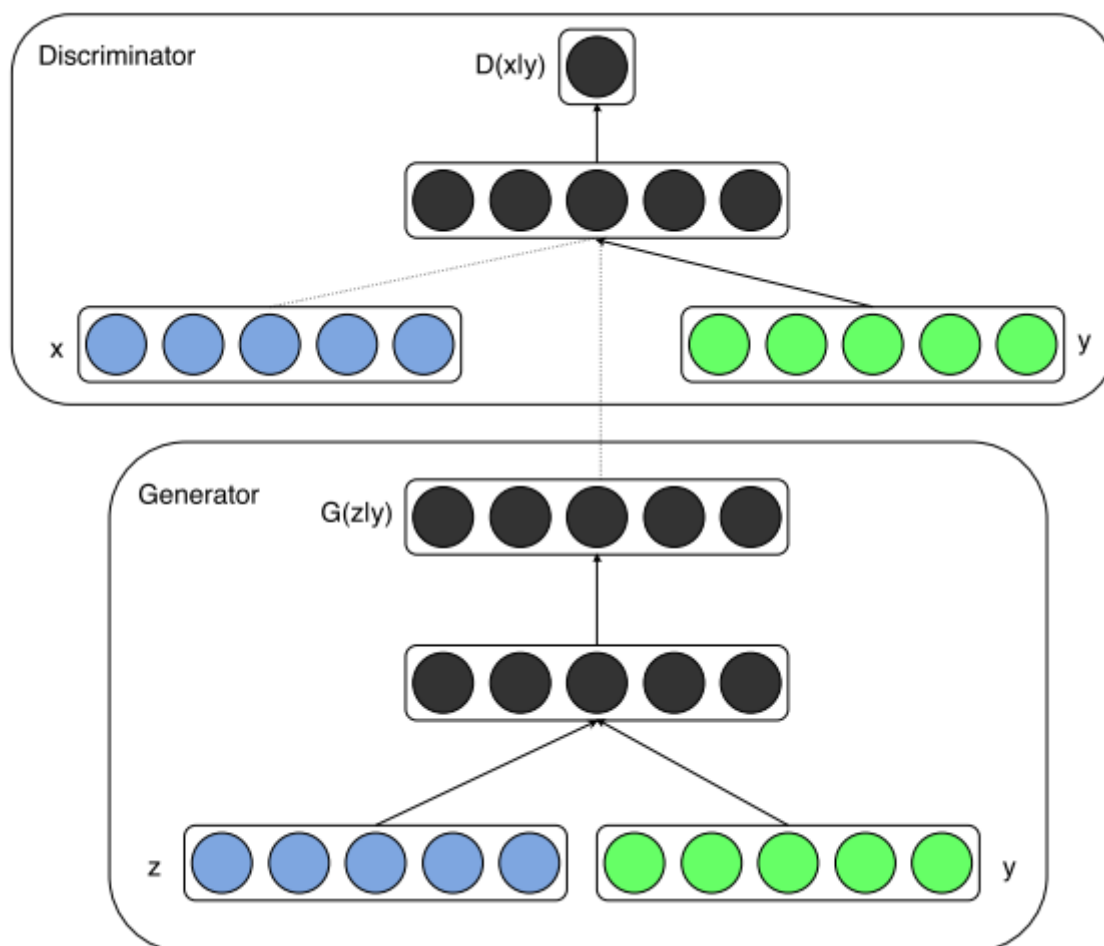
【参考文献】

[1] Conditional Generative Adversarial Nets 2014

[2] Conditional Image Synthesis With Auxiliary Classifier GANs 2016

1. CGAN

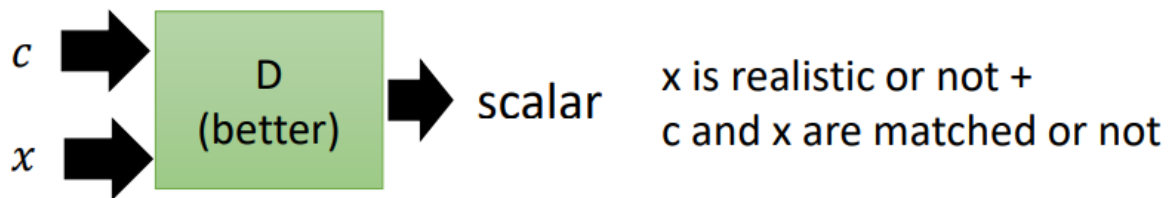
CGAN即conditional GAN，是GAN用于条件生成的一类方法。经典的CGAN结构如下[1]：






generator和discriminator都接受一个条件输入 y ，这个 y 可以是图像标签或对应的文本描述等。这时目标函数变为：

$$\min_G \max_D V(D, G) = \mathbb{E}_{\mathbf{x} \sim p_{\text{data}}(\mathbf{x})} [\log D(\mathbf{x}|\mathbf{y})] + \mathbb{E}_{\mathbf{z} \sim p_z(\mathbf{z})} [\log(1 - D(G(\mathbf{z}|\mathbf{y})))]$$

为了提高生成的质量，一些基于CGAN的工作会给discriminator增加一类新的负样本，这样负样本有两类，一类是生成图片和正确标签的pair，一类是真实图片和错误标签的pair，这一类负样本会直接告诉discriminator什么是图片和标签不匹配的情况。于是generator不光需要生成真实的图片，还需要保证生成的图片与正确标签相匹配。

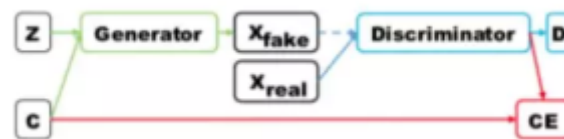


True text-image pairs: (train , ) 1

(cat , ) 0 (train ,  Image) 0

2. ACGAN

ACGAN中的AC是Auxiliary Classifier的缩写[2]。与CGAN不同的是，类别标签 c 不直接输入discriminator。Discriminator不仅需要判断每个样本的真假，还需要完成一个分类任务即预测 c ，这通过增加一个辅助分类器来实现。这种做法背后的直觉在于，如果generator生成的样本与给定的标签不匹配，那么分类loss就会较大，即classifier很容易分错生成样本，所以generator生成的样本要尽可能的让classifier分类正确。



对discriminator而言，损失函数如下：

$$L_{adv}(D) = -\mathbb{E}_{x \sim p_{\text{data}}} [\log D(x)] - \mathbb{E}_{z \sim p_z, c \sim p_c} [\log(1 - D(G(z, c)))]$$

$$L_{cls}(D) = \mathbb{E}_{x \sim p_{\text{data}}} [L_D(c_x | x)]$$

对Generator而言，损失函数如下：

$$L_{adv}(G) = \mathbb{E}_{z \sim p_z, c \sim p_c} [\log(1 - D(G(z, c)))]$$

$$L_{cls}(G) = \mathbb{E}_{z \sim p_z, c \sim p_c} [L_D(c | G(z, c))]$$