

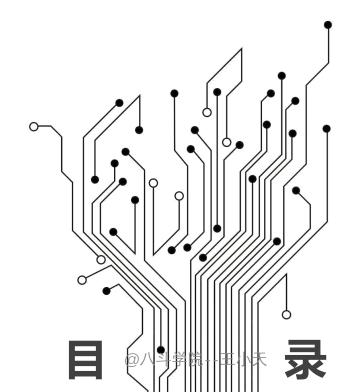
# 生成模型

@八斗学院--王小天(Michael) 2022/03/20





- 1. 生成模型与判别模型
- 2. VAE
- 3. GAN





#### 生成模型与判别模型

我们前面几章主要介绍了机器学习中的判别式模型,这种模型的形式主要是根据原始图像推测图像具备的一些性质,例如根据数字图像推测数字的名称,根据自然场景图像推测物体的边界;

而生成模型恰恰相反,通常给出的输入是图像具备的性质,而输出是性质对应的图像。这种生成模型相当于构建了图像的分布,因此利用这类模型,我们可以完成图像自动生成(采样)、图像信息补全等工作。

在深度学习之前已经有很多生成模型,但苦于生成模型难以描述难以建模,科研人员遇到了很多挑战,而深度学习的出现帮助他们解决了不少问题。

基于深度学习思想的生成模型——GAN和VAE,以及GAN的变种模型。



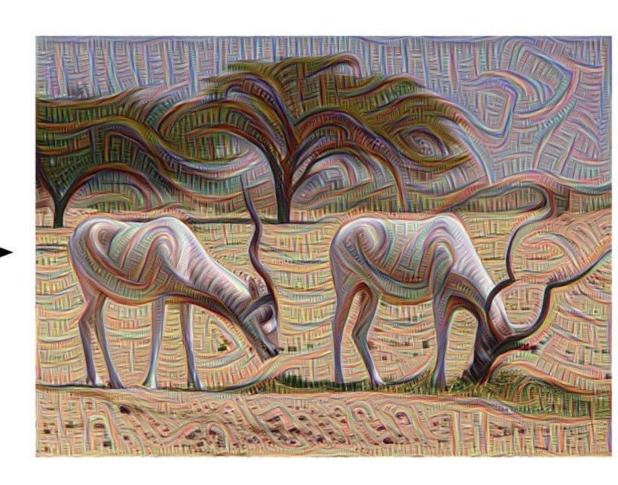
#### 生成模型

- 生成图片
- 人脸生成
- 照片生成
- 生成卡通人物
- 图像转换
- 文本到图片的转换
- 语义图片到照片的转换
- 正脸图片生成
- 生成新的人体姿势
- 照片到表情的转换
- 照片编辑
- 图片混合
- 超分辨率
- 图片修复
- 衣服转换
- 视频预测
- 3D 物体生成









## ---八斗人工智能,盗版必究---











winter Yosemite → summer Yosemite



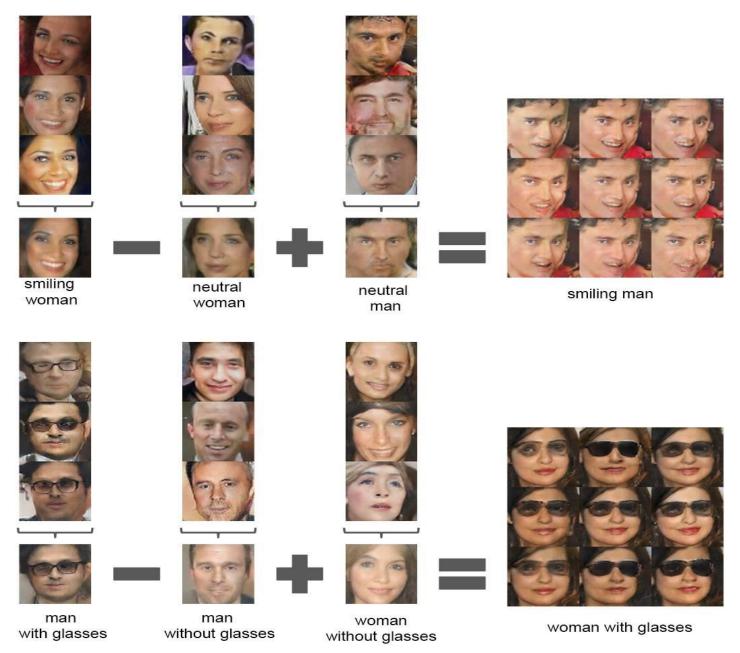






summer Yosemite → winter Yosemite





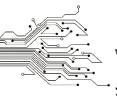








@八斗学院--王小天

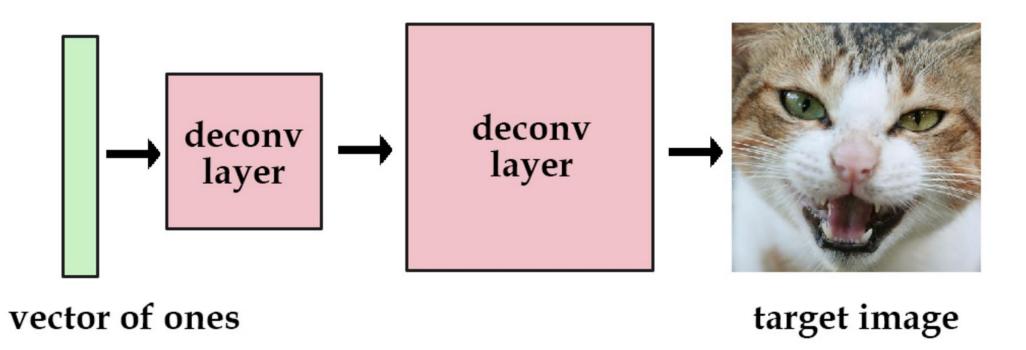


#### **VAE-Variational Autoencoder**

#### 变分自动编码器

想象这样一个网络,输入是一组全部为1的向量,目标是一张猫脸,经过好多好多轮的训练。 我们只要输入这个全部为1的向量就可以得到这张猫的脸。

其实这是因为在训练的过程中,我们通过不断地训练,网络已经将这张猫的图片的参数保存起来了。



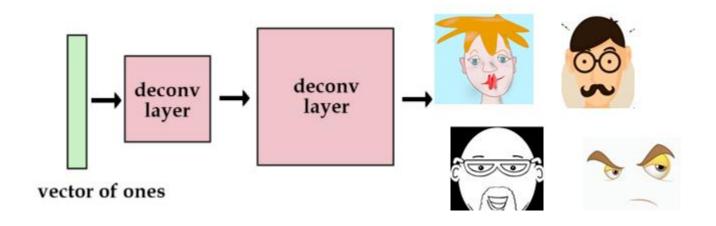


这个工作其实已经可以看出他的意义所在了,通过一个网络,将一个高维空间的脸映射为低维空间的一个向量。

那么如果,我们尝试使用更多的图片。这次我们用one-hot向量而不是全1向量。我们用[1, 0, 0, 0]代表猫,用[0, 1, 0, 0]代表狗。虽然这也没什么问题,但是我们最多只能储存4张图片。

于是,我们可以增加向量的长度和网络的参数,那么我们可以获得更多的图片。

例如,将这个向量定义为四维,采用one-hot的表达方式表达四张不同的脸,那么这个网络就可以表达四个脸。输入不同的数据,他就会输出不同的脸来。





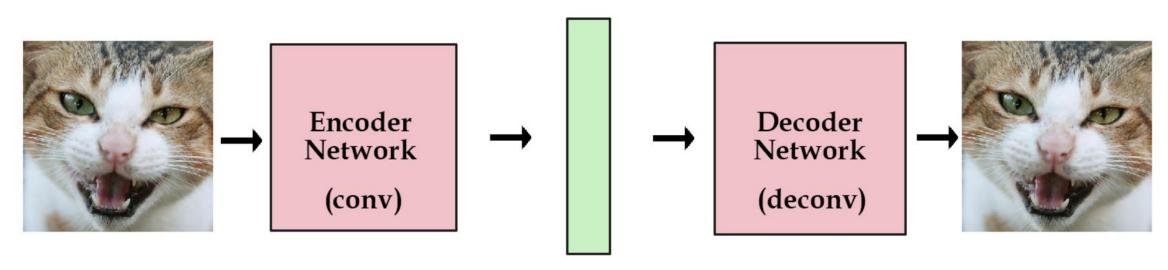
但是,这样的向量很稀疏。为了解决这个问题,我们想使用实数值向量而不是0,1向量。我们可认为这种实数值向量是原图片的一种编码,这也就引出了编码/解码的概念。

举个例子, [3.3, 4.5, 2.1, 9.8]代表猫, [3.4, 2.1, 6.7, 4.2] 代表狗。

这个已知的初始向量可以作为我们的潜在变量。



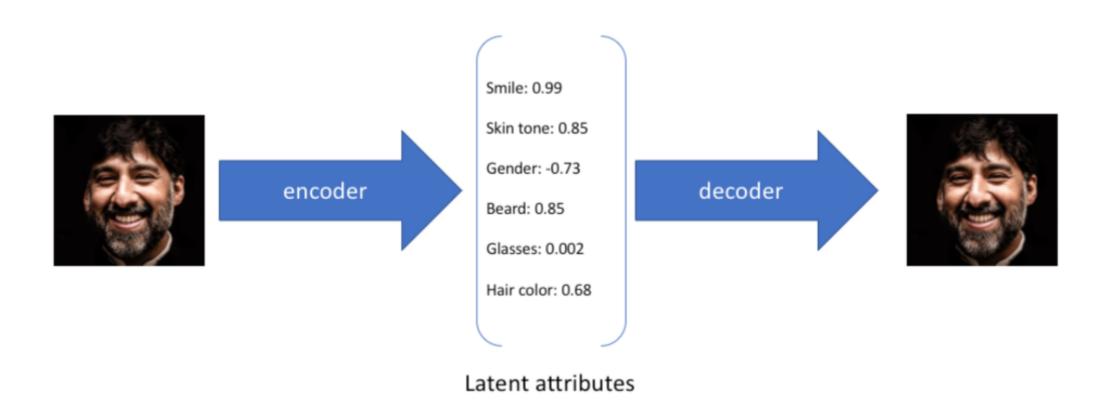
如果像我上面一样,随机初始化一些向量去代表图片的编码,这不是一个很好的办法,我们更希望计算机能帮我们自动编码。在auto encoder模型中,我们加入一个编码器,它能帮我们把图片编码成向量。然后解码器能够把这些向量恢复成图片。

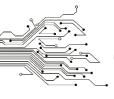


latent vector / variables



在下面这个图中,我们通过六个因素来描述最终的人脸形状,而这些因素不同的值则代表了不同的特性。





## GAN-生成对抗网络



@八斗学院--王小天



什么是生成对抗网络,GAN-Generative Adversarial Network,

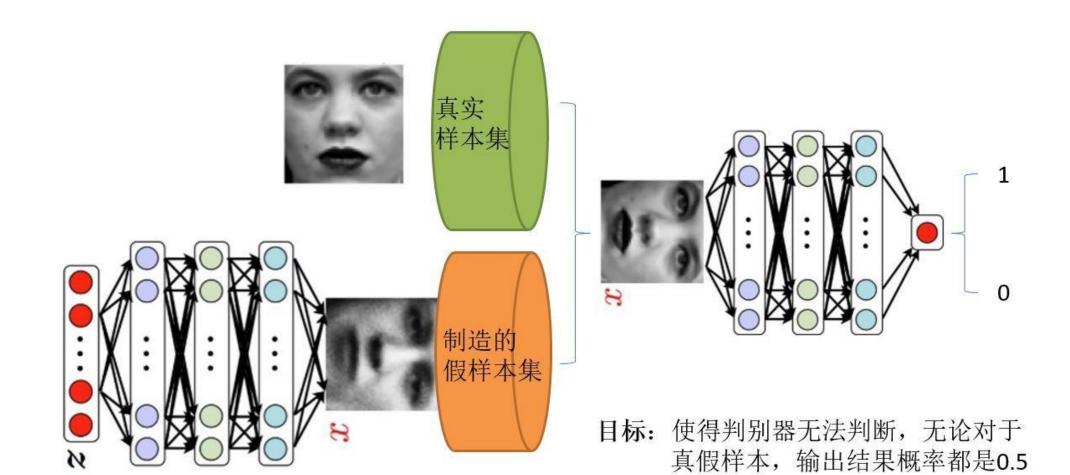
- 1. 对抗网络有一个生成器 (Generator), 还有一个判别器 (Discriminator);
- 2. 生成器从随机噪声中生成图片,由于这些图片都是生成器臆想出来的,所以我们称之为 Fake Image;
- 3. 生成器生成的照片Fake Image和训练集里的Real Image都会传入判别器,判别器判断他们是 Real 还是 Fake。



#### 那么我们如何训练网络呢?要达到什么样的目的?

- 1. 我们希望生成器生成的图片足够真实,可以骗过判别器;
- 2. 我们也希望判别器足够"精明",可以很好的分别出真图还是生成图;
- 3. 最后在训练中, 生成器和判别器达到一种"对抗"中的平衡, 结束训练。
- 4. 这时,我们分离出生成器,它便可以帮助我们"生成"想要的图片。







#### 我们要明白在使用GAN的时候的2个问题

#### 1. 我们有什么?

比如上图,我们有的只是真实采集而来的人脸样本数据集,仅此而已,而且很关键的一点是我们连人脸数据集的类标签都没有,也就是我们不知道那个人脸对应的是谁。

#### 2. 我们要得到什么

至于要得到什么,不同的任务得到的东西不一样,我们只说最原始的GAN目的,那就是我们想通过输入一个噪声,模拟得到一个人脸图像,这个图像可以非常逼真以至于以假乱真。



#### GAN-生成对抗网络

首先判别模型,就是图中右半部分的网络,直观来看就是一个简单的神经网络结构,输入就是一副图像,输出就是一个概率值,用于判断真假使用(概率值大于0.5那就是真,小于0.5那就是假),真假也不过是人们定义的概率而已。

其次是生成模型,同样也可以看成是一个神经网络模型,输入是一组随机数Z,输出是一个图像,不再是一个数值。

从图中可以看到,会存在两个数据集,一个是真实数据集,另一个是假的数据集.

#### GAN的目标:

- 1. 判别网络的目的:就是能判别出来输入的一张图它是来自真实样本集还是假样本集。假如输入的是真样本,网络输出就接近1,输入的是假样本,网络输出接近0,达到了很好的判别的目的。
- 2. 生成网络的目的:生成网络是造样本的,它的目的就是使得自己造样本的能力尽可能强,尽可能的使判别网络没法判断是真样本还是假样本。



生成网络与判别网络的目的正好是相反的,一个说我能判别的好,一个说我让你判别不好。

所以叫做对抗, 叫做博弈。

那么最后的结果到底是谁赢呢?

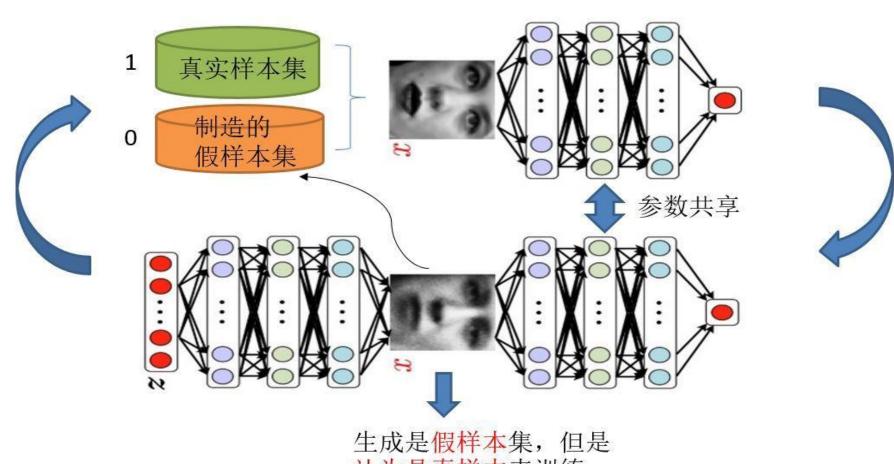
这就要归结到设计者,也就是我们希望谁赢了。

作为设计者的我们,我们的目的是要得到以假乱真的样本,那么很自然的我们希望生成样本赢了,也就是希望生成样本很真,判别网络的能力不足以区分真假样本为止。



## GAN-生成对抗网络的训练

### 单独交替迭代训练



认为是真样本来训练



#### 判别模型的训练:

假设现在生成网络模型已经有了(当然可能不是最好的生成网络),那么给一堆随机数组,就会得到一堆假的样本集(因为不是最终的生成模型,那么现在生成网络可能就处于劣势,导致生成的样本就不咋地,可能很容易就被判别网络判别出来了说这货是假冒的)。

假设我们现在有了这样的假样本集,而真样本集一直都有,现在我们人为地定义真假样本集的标签,因为我们希望真样本集的输出尽可能为1,假样本集为0,很明显这里我们就已经默认真样本集所有的类标签都为1,而假样本集的所有类标签都为0.。

所以,我们现在有了真样本集以及它们的label(都是1)、假样本集以及它们的label(都是0)

这样单就判别网络来说,此时问题就变成了一个再简单不过的有监督的二分类问题了,直接送到神经网络模型中训练就可以了。



### GAN-生成对抗网络的训练

#### 生成网络的训练:

想想我们的目的, 是生成尽可能逼真的样本。

那么原始的生成网络生成的样本,怎么知道它真不真呢?

- ---就是送到判别网络中,所以在训练生成网络的时候,我们需要联合判别网络一起才能达到训练的目的。
- ---把刚才的判别网络串接在生成网络的后面,这样我们就知道真假了,也就有了误差了。

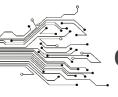
所以对于生成网络的训练其实是对生成-判别网络串接的训练。

对于样本,我们要**把生成的假样本的标签都设置为1**,也就是认为这些假样本在生成网络训练的时候是真样本。

那么为什么要这样呢?我们想想,是不是这样才能起到迷惑判别器的目的,也才能使得生成的假样本逐渐逼近为真样本。

现在对于生成网络的训练,我们有了样本集(只有假样本集,没有真样本集),有了对应的label(全为1)。

注意,在训练这个串接的网络的时候,一个很重要的操作就是不要更新判别网络的参数,只是把误差一直传, 传到生成网络后更新生成网络的参数。



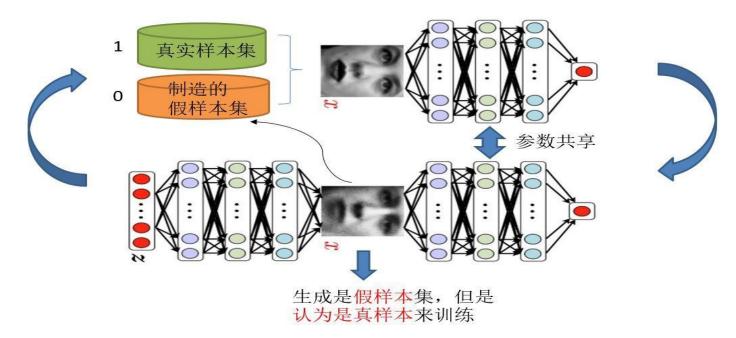
#### GAN-生成对抗网络的训练

在完成生成网络训练后,我们就可以根据目前新的生成网络再对先前的那些噪声Z生成新的假样本了。

并且训练后的假样本应该是更真了才对。

所有这样我们又有了新的真假样本集,这样又可以重复上述过程了。

我们把这个过程称作为单独交替训练。



@八斗学院--王小天



## GAN-生成对抗网络

Layer (type)	Output	Shape	Param #
dense_4 (Dense)	(None,	256)	25856
leaky_re_lu_3 (LeakyReLU)	(None,	256)	0
batch_normalization_1 (Batch	(None,	256)	1024
dense_5 (Dense)	(None,	512)	131584
leaky_re_lu_4 (LeakyReLU)	(None,	512)	0
batch_normalization_2 (Batch	(None,	512)	2048
dense_6 (Dense)	(None,	1024)	525312
leaky_re_lu_5 (LeakyReLU)	(None,	1024)	0
batch_normalization_3 (Batch	(None,	1024)	4096
dense_7 (Dense)	(None,	784)	803600
reshape_1 (Reshape) ====================================	(None,	28, 28, 1)	0
Total params: 1,493,520 Trainable params: 1,489,936 Non-trainable params: 3,584			



Layer (type)	Output Shape	Param #
flatten_1 (Flatten)	(None, 784)	0
dense_1 (Dense)	(None, 512)	401920
leaky_re_lu_1 (LeakyReLU)	(None, 512)	0
dense_2 (Dense)	(None, 256)	131328
leaky_re_lu_2 (LeakyReLU)	(None, 256)	0
dense_3 (Dense) ============	(None, 1)	257 ========
Total params: 533,505 Trainable params: 533,505 Non-trainable params: 0		



#### LeakyReLU

Relu的输入值为负的时候,输出始终为0,其一阶导数也始终为0,这样会导致神经元不能更新参 数,也就是神经元不学习了,这种现象叫做"Dead Neuron"。

为了解决Relu函数这个缺点,在Relu函数的负半区间引入一个泄露(Leaky)值,所以称为Leaky Relu函数。即ReLU在取值小于零部分没有梯度,LeakyReLU在取值小于0部分给一个很小的梯度。

$$LeakyRelu(x) = \begin{cases} x, & x > 0\\ leak*x, & x <= 0 \end{cases}$$

